

Lehrstuhl für Landnutzungsplanung und Naturschutz

Objektorientierte Bildanalyse

Ein Lösungsansatz für den automatisierten Einsatz sehr hoch
auflösender Satellitendaten für forstliche Fragestellungen

Roeland de Kok

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät Wissenschaftszentrum Weihenstephan für
Ernährung, Landnutzung und Umwelt der Technische Universität München zur Erlangung des
akademischen Grades eines

Doktors rer. silv.

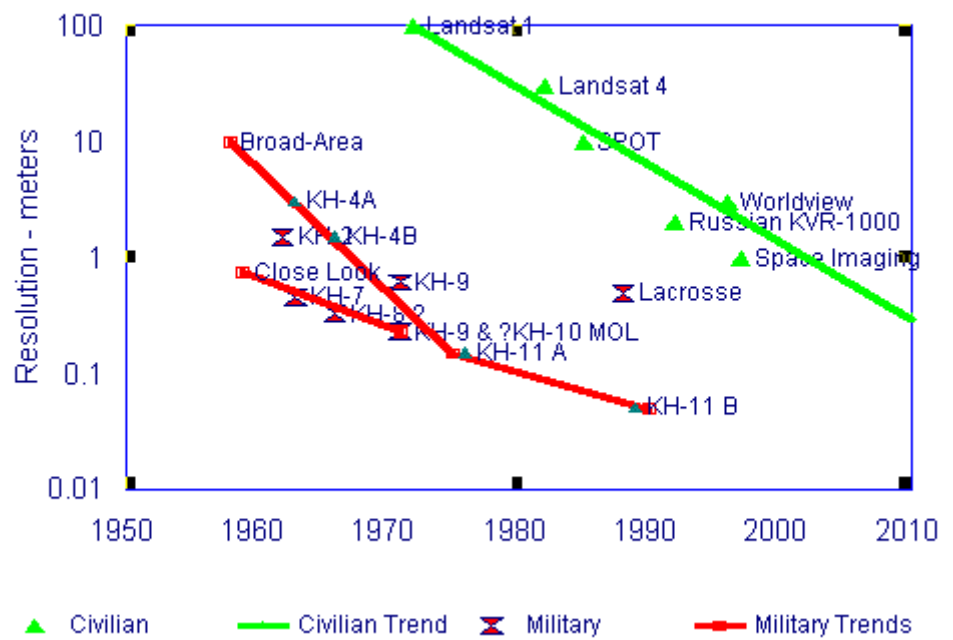
genehmigten Dissertation

Prüfer der Dissertation:

1. Ammer, Ulrich, Prof. Dr.
2. Quednau, Hans-Dietrich, Prof. Dr.
3. Pretzsch, Hans, Prof. Dr.

Die Dissertation wurde am 20-04-2001 bei der Technische Universität München eingereicht
und durch die Fakultät Wissenschaftszentrum Weihenstephan für Ernährung, Landnutzung
und Umwelt am 11-07-2001 angenommen.

Optical Imaging Resolution



The freedom of information precedes the freedom of speech
<http://www.fas.org/eye/>

Danksagung

Die Arbeit am Lehrstuhl „Ammer“ war für mich eine einmalige Gelegenheit, die ich sehr gerne nutzte und deren Ergebnis ich hiermit vorlege. Der Dank meinem Doktorvater Herrn Ulrich Ammer gegenüber ist nicht leicht in wenigen Worten zu fassen. Für die Betreuung, Unterstützung und seine Ratschläge danke ich ihm. In der familiären Atmosphäre seines Arbeitsteams am Lehrstuhl habe ich mich zu Hause gefühlt. Dass ich mich als ausländischer Student als Teil dieser „Familie“ fühlen durfte, wird mich auch in Zukunft mit einem gewissen Stolz erfüllen. Herrn Ammer dafür herzlichen Dank.

Dr. Thomas Schneider, „Tomi“: Die Wissenschaft braucht einen klugen Kopf mit einem großen Herz. Du hast gezeigt, wie diese Kombination gelingt; dafür danke ich dir. Viele Stunden verbinden dich mit dieser Arbeit. Ich hoffe, dass sie dir jetzt und in der Zukunft nach den Anstrengungen auch ein wenig Freude bringen wird.

Dr. J. Zander und Dr. H. Utschick. Ihre Hilfe war unentbehrlich. Merci!

Weiterhin danke ich allen Mitarbeitern des Lehrstuhls für Landnutzungsplanung und Naturschutz für alle Hilfsbereitschaft und Freundlichkeit.

Uli Kern, nach deiner Hilfe hoffe ich, Dir auch einmal zu assistieren, um ein Pterodactyl neben deinem Flotweg aufhängen zu können ☺

Dr. Alfred Buck. Es war ein Vergnügen, mit Dir zu arbeiten. Die Unterschieden zwischen einem Mannsbild und einem Caballero sind mich jetzt gut verdeutlicht.

Das LWF Team mit Herrn Ltd FD Dr. R. Mößmer, Herrn A. Troyke und natürlich Herrn R. Blaschke; einen herzlichen Dank für die Unterstützung und Mithilfe innerhalb dieses Projekts.

Martin Baatz und Arno Schäpe. Ihr habt etwas Schönes in die Welt gesetzt; dafür meinen besten Dank.

Das Dolmetscherteam, Elizabeth, Michaela, Patricia, Till, Christine, Rudi, Gregor und Barbara, mein herzlichen Dank.

Harm, Roel en Bertha dank voor jullie interesse en nog veel meer; tot de volgende Skandinavien reis.

Willem, Dineke, Beatrijs en Elout. Jullie ondersteuning en aanwezigheid ook in moeilijke tijden hebben mij de mogelijkheid geboden deze studie af te ronden. Graag draag ik dit werk aan jullie op, daar jullie in kunnen schatten wat voor inspanningen nodig zijn geweest om dit te klaren.

Roeland, Freising April 2001

Inhalt

1	EINFÜHRUNG	1
1.1	INFORMATIONSERHEBUNG FÜR DIE BERGWALDKARTIERUNG IN BAYERN	1
1.2	NOTWENDIGKEIT DER BERGWALDKARTIERUNG IN DEN BAYERISCHEN ALPEN	2
1.3	DIE NOTWENDIGKEIT EINES EXPERTENSYSTEM	5
2	ANFORDERUNGE AN KARTIERUNGEN IM FORSTLICHEN UMFELD	7
2.1	AUSGABEMAßSTAB UND PIXELGRÖßE BEI FORSTLICHE FRAGESTELLUNGEN	7
2.2	KARTIERMAßSTAB DIGITALER SYSTEMEN	8
3	THEORIE UND KONZEPT	11
3.1	KALIBRIERUNG DIGITALER DATEN	11
3.2	BILDANALYSE	14
3.2.1	Kartographische Einflüsse	14
3.2.2	Flächenabgrenzung (Delineation) und Flächenbestimmung	16
3.2.3	GIS versus Bildanalyse	16
3.2.4	Integration von GIS und FE	19
3.3	GRUNDKONZEPTE IN DER BILDANALYSE	19
3.3.1	Der Polygonansatz	20
3.3.2	Grenzen der pixel-basierten Klassifikation	20
3.4	DER "OBJEKTORIENTIERT" ANSATZ IN DER GEOINFORMATIK	23
3.5	OBJEKTORIENTIERTE BILDANALYSE	24
3.5.1	Entwicklung des Bildobjekt-Konzeptes in den letzten Jahrzehnten	24
3.5.2	Segmentierung und Klassifizierung	25
3.5.3	Segmentierung und Datenbankausgabe	26
3.5.4	Segmentierung und Klassifikation	26
3.6	BEGRIFFSERLÄUTERUNGEN UND RELEVANTE VERFAHREN IN DER BILDANANLYSE	27
3.6.1	Der "Merkmals"-Begriff in der objektorientierten Bildanalyse	27
3.6.2	Daten-Fusion	28
3.6.3	Textur Analyse	28
3.6.4	Anwendung von Fuzzy Logik	29
4	DER eCOGNITION METHODENPOOL	33
4.1	SEGMENTATION MIT HILFE VON ECOGNITION	34
4.2	eCOGNITION, EIN WERKZEUG FÜR DIE ANALYSE RÄUMLICHER BEZIEHUNGEN	36
4.3	DAS PROJEKT IN DER LANDSCHAFTSANALYSE	36
4.4	ANWENDUNG TOPOLOGISCHE REGELN	37
5	SPEZIALFÄLLE IM UNTERSUCHUNGSGEBIET OBERAMMERGAU	39
6	FALLSTUDIEN	46
6.1	Fallstudie 1 Digitaler Photogrammetrischer Ausstattung: Herzogstand	47
6.1.1	Der ‚Multiskalare Ansatz‘	48
6.1.2	Das Modell	48
6.1.3	Die spektrale Ebene	50
6.1.4	Sonderfall: Schatten in der „spektralen“ Ebene der Objektprimitiven	51
6.1.5	Die Database Query Language	52
6.1.6	Räumliche Beziehungen	53
6.1.7	Automatische Flächen-Delineation	56
6.2	Fallstudie 2: Synergetische Nutzung von HR-FE und GIS Daten	58
6.2.1	Der Farben-Gamut	58
6.2.2	Der Projektaufbau	59
6.2.3	Merkmalsauswahl (Feature Selection)	63
6.2.4	Verifizierung	72
6.2.5	Objektbasierte Validierungsprozesse	74
6.2.6	Nicht-klassifizierte Objekte.	76
6.3	Fallstudie 2; Teil B "Traditionelle" Klassifikation	79
6.3.1	Spektralanalyse	79
6.3.2	Verifikation	81
6.3.3	Überführung in GIS	83
6.3.4	Einbinden vorhandener administrativer Grenzen in die Analyse	85

6.3.5	Wertung der Ergebnisse traditioneller gegenüber objektorientierter Methode	85
6.4	Fallstudie 3: Automatische Bildauswertung von VHR Daten	86
6.4.1	Synergy von panchromatische und multispektrale Bänder	86
6.4.2	Das Modell	88
6.4.3	Die Analyse	89
6.4.4	Zusammenfassung der Ergebnisse der Fallstudien	94
7	DISKUSSION	96
7.1	VON DER VISUELLEN INTERPRETATION ZUR AUTOMATISCHEN ANALYSE	96
7.1.1	Überlegungen zu Genauigkeits-Ansprüche der Vorprozessierung	97
7.1.2	Der Paradigmenwechsel der objektorientierten Analyse	97
7.1.3	Option „multiskalare Auswertung	99
7.2	AUTOMATISCHES GIS UPDATING	99
7.3	DATENFUSION UND EXPERTENWISSEN	103
6.3	AUTOMATISCHES GIS UPDATING MITTELS MULTISKALARE METHODE	94
7.4	SPEZIALFÄLLE	104
7.4.1	Die Varianz	104
7.4.2	Bildobjekt-Textur	106
7.5	DIE QUALITÄTSKONTROLLE DER OBJEKTORIENTIERTE ANALYSE	106
8	ZUSAMMENFASSUNG UND SCHLUSSFOLGERUNGEN	108
8.1	ANFORDERUNGEN AN EIN MONITORINGSYSTEM	108
8.2	DIE KOSTENFRAGE	110
8.3	DAS MONITORINGKONZEPT	111
8.4	ABSCHLIEßENDE BEMERKUNGEN	112
	Appendix	113
	Literatur	
	Fuzzy-Logik Hüllkurven	

Begriffe und Abkürzungen:

Engl. Begriffe	Abkürzungen	Deutsche Begriffe	Erläuterung
American Standard Code for Information Interchange	ASCII		Amerikanischer . Standardkode zum Informationsaustausch
Bidirectional Reflectance Distribution Funktion	BRDF		Die Reflektions-Verteilung unter Verschiedener Beobachtungspunkten.
	DLR	Deutsche Luft- und Raumfahrtzentrum	
Corine			Landklassifizierungssystem Coordination de l'Information sur l' Environment. EU-Programm zur Sammlung, Koordination und Vereinheitlichung von Informationen über die Umwelt.
Delineation, Digitizing			Abgrenzung einer Fläche meistens beim Digitalisieren.
	DPA	Digitale Photogrammetrische Ausstattung	Digitales Kamerasystem
Digital terrain model	DGM DTM	Digitales Gelände Model	Vektor (Isohypsen) oder Raster (Grey values) darstellung der Geländehöhe
Instantaneous Field of View	IFOV		Winkel in Radialen für die Größe einer Aufnahmefläche eines Pixel
Global Positioning System	GPS		Globales Satellitennavigations System der US.
eCognition			Bildanalyssoftware der Firma Definiens ehemalg Delphi 2 creative technologies.
Remote Sensing	FE, RS	Fernerkundung	Beobachtung ohne Berührung der Objektgegenstand
	KVR		Russische Kamera, 2 Meter Auflösung und panchromatische analoge Sensor
	MOMS-2p	Modular Optoelectronic Multispectral Scanner	Deutsche Digitale Kamera auf der MIR
Geographical Information System	GIS	Geographisches Information System	
	Ikonos		Neue Generation Satellitensensor mit 4 Meter MS und 1 meter panchromatischen Bilddaten
Intesity Hue Saturation Image Fusion	IHS	Bildfusions Methodik durch Ersetzen des Intensitätskomponent mit höchstauflösend panchromatische Daten.	
High resolution	HR	Hohe Auflösung	
	ENVI		Bildanalyssoftware
	PCI		Bildanalyssoftware
	ERDAS		Bildanalyssoftware
Grey Level Co-occurance Matrix	GLCM		Textur-Filter Analyse-Methodik
First Landsat satellite	ERST-1		
Feature		Merkmal aber auch Einrichtung	Merkmalabfrage und die suche nach Einrichtungen im Bildbereich sind ganz unterschiedliche Verfahren

Fuzzy Logic		Fuzzy-Logik	Erweiterung der Booleschen Logik. Sie kennt nicht nur die Zustand Wahr und Falsch., sondern auch Zwischenabstufungen.
Middle Infrared	MIR 2X		Mittleres Infrarot, nicht verwechseln mit der ehemalige MIR, russisches Raumfahrtstation
Monoplotting			Verfahren zur Herstellung von GIS-Daten mit genaue orthonormaler Projektion. Vektoren werden digitalisiert anhand visueller/manueller Interaktion
Multispectral	MS		Multispektral
Normalised Difference Vegetation Index	NDVI		Verhältnis zwischen Rot und Infrarot Rückstrahlung. Enthält Information über die Photosynthesis.
Quad tree,		Vierfach-Baum	Registrierungsmethodik für Rasterdaten in Quadranten.
Object of Interest		Interessegegenstand	Hier: Eine Fläche mit einheitlichen Merkmalen. Inklusiv Pixelpopulation und dazugehöriger Statistik.
Object Oriented	OO	Objekt basiert	Methode zur Analyse komplexer Probleme
Panchromatic	Pan	Panchromatisch	
Structural Query Language	SQL		Standardsprache für Datenbank Abfrage
Soil Vegetation Atmosphere Transfer Model	SVAT		Strahlungsfluß-Modelle; Beschreiben die Wechselwirkung zwischen Boden, Vegetation und Atmosphäre.
Very High Resolution	VHR		Sehr hoch auflösend (Vermögen) hier Bilddaten mit mehr als 5 Meter Auflösung

1. Einführung

1.1. Informationserhebung für die Bergwaldkartierung in Bayern

Die Bayerische Staatsforstverwaltung benötigt für Zwecke der Kartierung Daten, die Informationen über Wald- und nachgeordnet über benachbarte Nichtwaldflächen liefern. Dabei vertraut die Forstinventur seit Jahrzehnten auf photogrammetrisch aus Luftbildern abgeleitete Informationen (HILDEBRAND, 1996, HUSS, 1984). Die Informationsgewinnung der jetzigen Forstkartierung läuft über die Schiene der visuellen Beobachtung und einer halbautomatisch-manuellen Datenerfassung (*Digitizing*; ARNOFF, 1993, BERANEK, 1995, BAUER, 2000), aber auch dem Monoplotting-Verfahren (AUMANN, 1996).

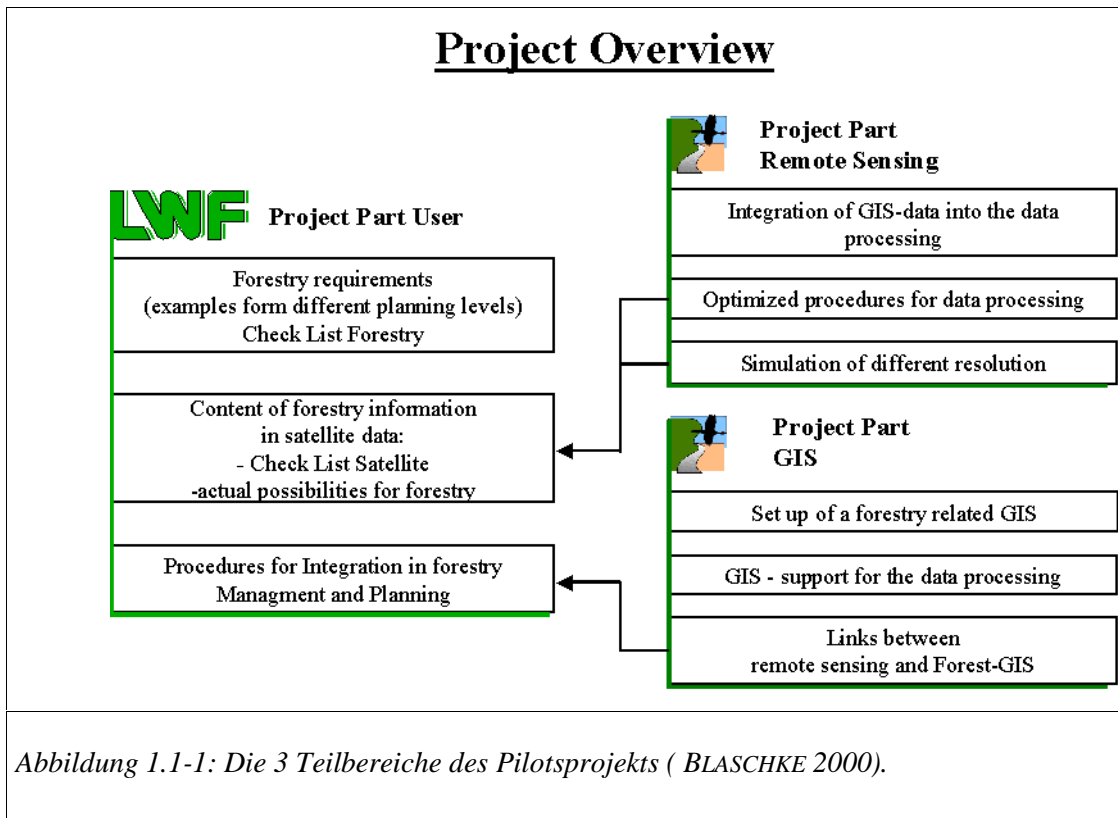
Hinsichtlich einer erweiterten Datenerfassung mit Fernerkundungsdaten enthält die Forsteinrichtungsrichtlinie (1982) eine eindeutige Aussage: *„Entwicklungen in der Photogrammetrie, die eine bessere Kartierung und Beurteilung des Gebiets ermöglichen sowie Kosten reduzieren, sollten aufmerksam verfolgt werden“*.

Die vorgestellte Studie greift den Kern dieser Aussage auf und untersucht die Relevanz der neuesten Entwicklungen im Bereich der Satelliten-Sensor-Technik sowie vor allem auch der Analysemethoden digitaler Daten. Die von Anwendungsseite definierte, Zielvorgabe ist, Kosten zu sparen und gleichzeitig die Kartierung für forstliche Belange im Kartenmaßstab von 1:10.000 auf ein für den Nutzer zufriedenstellendes Niveau zu heben. Aus Sicht der Fernerkundung (FE), ist diese Zielvorgabe über weitgehend automatisiert ablaufende Verfahren zu erreichen. Relevant für diese Zielsetzung sind zwei Entwicklungen:

- Die Verfügbarkeit Satellitendaten mit 1 Meter-Bildauflösung für den zivilen Markt, und
- Die Entwicklung von Software, die die Informationsextraktion aus digitalen Datensätzen optimiert.

Die Pilotstudie wird im Rahmen des MOMS-2P Programms durch das Deutsche Luft- und Raumfahrtzentrum (DLR) und das Bayer. Staatsministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten gefördert. Die modular aufgebaute Studie weist drei, in enger Abstimmung bearbeitete, Teilbereichen auf (s. Abbildung 1.1-1). Eine detaillierte Beschreibung der Anforderungen enthält die Studie von BLASCHKE (2000), aus dem gleichen Pilotprojekt. Die, für die angewandte Analyse benötigte, Aufbereitung vorhandener GIS Informationsebenen sowie deren Analyse bis zur Bereitstellung von „a priori“ Information für die Unterstützung der Satellitendatenauswertungen dieser Studie, erfolgte im Rahmen des von BUCK (2001) bearbeiteten GIS Teilprojektes.

Der an dieser Stelle vorgestellte Teil 2 der Pilotstudie beschäftigt sich mit den fernerkundlichen Aspekten der Untersuchungsansatzes. Das multidisziplinäre-Fachgebiet der Fernerkundung unterliegt vielfach parallelen Entwicklungen, die in dieser Arbeit nur ausschnittsweise dargestellt werden können. Die Reihenfolge der Behandlung der einzelnen Teilaspekte ist dabei unabhängig von ihrem Gewicht. Jedes Teilthema ist als Puzzlestück zu verstehen, dessen Eigenschaften erst erkennbar werden, wenn es in ein Gesamtbild eingebunden wird. Daraus leiten sich auch die notwendigen Arbeitsschritte ab, die bis zum Erreichen der Zielsetzung einer automatisierten Kartierung von forstlich relevanten Parametern, zu gehen sind.



1.2. Notwendigkeit der Bergwaldkartierung in den Bayerischen Alpen

Große Teile der Bergwälder in den bayerischen Alpen haben Schutzwaldcharakter. Bei optimalem Aufbau schützen sie Siedlungen und Infrastruktur vor Steinschlag, Muren und Lawinen. Überalterung und Auflösung der Bestände bei gleichzeitigem Ausfall der Verjüngung durch zu hohe Schalenwildbestände beeinträchtigen die Schutzleistungen und müssen Anlass sein zu Gegenmaßnahmen. Dies setzt eine regelmäßige Kontrolle der Bergwaldbestände voraus, um möglichst früh negative Entwicklungen feststellen zu können.

Angesichts des zunehmenden Nutzungsdrucks nimmt die Verantwortung der Forstverwaltung für den Schutz von Siedlungen und Infrastruktur zu. Soll das Wissen über sensible und wertvolle, vor allem aber auch über Gefährdungsbereiche erhalten bleiben, müssen die Datenbestände ständig aktualisiert und der Datenzugriff auf der Ebene der regionalen Forstverwaltungen erweitert werden. Angesichts der beschränkten Personalverfügbarkeit und den zahlreichen Anforderungen an die Revierleiter stellen moderne Methoden der Datenerfassung und Datenanalyse, insbesondere Geographische Informationssysteme (GIS) in Kombination mit der Fernerkundung, eine Möglichkeit dar, die Verwaltungsinstrumente der staatlichen und kommunalen Verwaltungen zu erweitern.

Informationsbedarf

Das Ziel fernerkundlicher Auswertungen im Forstbereich besteht im allgemeinen darin, thematische Karten einschließlich Datenbankinformationen zu Objekten des forstlichen Umfeldes zu liefern (HILDEBRANDT, 1996). In der derzeit im Aufbau befindlichen digitalen Forst-GIS Umgebung (siehe BUCK, 2001) können Tabellendaten, hier Forstbestandsinformationen, in ihrer räumlichen Umgebung mittels Linien, Punkten und Polygonen abgebildet und verwaltet werden. In

den Forstbetriebsbüchern der Bayerischen Staatsforstverwaltung werden folgende Parameter zur Beschreibung von Beständen vorgehalten (BLASCHKE 2000):

- Alter
- Baum-Artenzusammensetzung
- Durchschnittliche Baumhöhe
- Stammdichte
- Brusthöhendurchmesser
- Waldstruktur
- Kronenschluss
- Waldlücken
- Gesundheitszustand
- Waldschäden

Die Parametererhebung mit dem Ziel einer Aktualisierung vorhandener Datenbestände ist eine der Hauptaufgaben bei der Analyse von Fernerkundungsdaten. Zwei wichtige Fragenkomplexe sind dabei zu beantworten:

- Welche Art von Parametern können aus welchem Datenmaterial extrahiert werden?
- Können diese Parameter automatisch extrahiert werden und wenn ja, wie?

Der Auswertung von Fernerkundungsdaten sind unabhängig von Aufnahmemaßstab und Aufnahmemethode prinzipielle Grenzen gesetzt. So können z.B. Informationen über Verjüngung und Schichtung unter Schirm oder zum Stammdurchmesser (bei Laubwald) usw. weder über das Luftbild noch über digitale, optische Systeme erfasst werden. Grenzen und Möglichkeiten der Methoden und Verfahren, die Ende der 90er Jahre den Stand des Wissens in der Auswertung von Fernerkundungsdaten im alpinen Gelände wiedergeben, sind rezent in dem EU Verbund-Vorhaben ALPMON (ALPMON, 2000) dargestellt worden, an dem der Lehrstuhl für Landnutzungsplanung und Naturschutz mit einem Teilvorhaben beteiligt war. Unter der Zielsetzung eines Monitoringsystems für den gesamten Alpenbereich lag der Schwerpunkt von ALPMON auf hochauflösenden Systemen der Landsat Generation (high resolution, HR). Ein interessantes Ergebnis von ALPMON war, das praktisch alle beteiligten Nutzer auf einige wenige „Basisdatenbestände“ zurückgreifen. Unterschiede ergeben sich vor allem in der benötigten Detailgenauigkeit (Maßstab).

In Tabelle 1-1 sind die Nutzeranforderungen der ALPMON und ALP Endnutzer, zum Stand des Jahres 1998 zusammengeführt (SCHNEIDER & AMMER, 1998)

Tabelle 1-1: Angaben zu fachlich geforderten Parametern und Detailgenauigkeiten für fachbezogene, lokale bis regionale Fragestellungen im alpinen Bereich. Ergebnisse der Nutzerbefragungen im Rahmen der ALPMON und ALPS Vorhaben (Schneider & Ammer, 1998).

Parameter	Tourism	Water Resources	Avalanches Risk	Erosion Risk	CORINE	Swiss National Park	Bavarian Geol. Survey	Bav. State Forest Res. Center	Protective Forest WG
Scale	1:10000			1:25000	100.000		1:25000	1:25000	1:25000
Units				25m 60m	25 ha	20m (10m) 20m (10m)	25m 25m	10m 50m	10m 50m
Forest		x	x < > 30-50cm	x	x	x	x	x	x
	high growing tree species								
	low growing tree species	x		x	x	x	x	x	x
	crown closure	x	x	x	x	x	x	x	x
	natural age cl.	x	x						
	openings	x	10x10m	x	x	x	x	x	x
Non-Forest vegetation		x		x	x	x	x	x	x
	mire/swamp	x		x	x	x	x	x	x
	rhod.sp., junip.sp.	x		x	x	x	x	x	x
	others	x		x	x	x	x	x	x
non forest veg.		x	x	x					
	unused		x	x					
	pasture/meadow	x	x, cow steps	x	x	x			
	skiing area	x	x	x					
cov. of non-veg.		x	rocks > 30cm	x	x	x	x	x	x
	rock, gravel, soil								
	others (lithology, wetness)	x		x	x	x	x		
cov. By others		x		x	x	x	x		
	running/standing water								
	snow, ice	x		x	x	x	x		
	sealed surf.	x		x	x	x			
Land Use		x		x	x	x			
	fallow shrub land								
	crops	x		x	x	x			
	fallow farmland	x		x	x	x			
	grassland	x		x	x	x			
	built up	x		x	x	x			
Topography		x	x	x					
	inclination		x	x					
	aspect	x	x						
	slopes	x	x	x					
	lineaments		x						
CORINE	Level 4 *(1)			* (1)	x				
Soil Parameter				x					
Geomorph.	Erosion			x					
	mass movements			x					
Climatic Parameter		x		x					

Note (1): the forth level will be defined taking into account the incoming Carine 1 : 25000 national standard

Die Grenzen der Ableitbarkeit von Forst-/Wald Parametern aus HR-Daten konnten im ALPMON-Projekts aufgezeigt werden (Tabelle 1-2).

Tabelle 1-2: Im ALPMON-Projekt unterschiedene forstlich relevante Parameter:

Waldtyp:
Nadelwald (hauptsächlich Fichte)
Nadelwald mit Lärche 25-75 %
Nadelwald mit Lärche >75 %
Latsche
Nadelmischwald
Laubmischwald
Laubwald
Waldalter: drei natürliche Wald Altersklassen
Kronenschluss: drei Klassen
Waldlücken/-lichtungen > 50m ²
Nichtwaldvegetation:
Sträucher
Grasland: dürr und üppig

Die Erfahrungen des ALPMON Vorhabens bestätigen die Aussagen bisheriger Untersuchungen (ITTEN ET AL, 1993), dass Bildinformationen allein nicht ausreichen, um zufriedenstellende Ergebnisse zu erzielen. Alle verfügbaren Informationen über ein Gebiet müssen im Hinblick auf die jeweilige Fähigkeit, das Abgrenzungs- (Delineations-) und Klassifikationsverfahren zu unterstützen, genutzt werden. Zusätzliche Daten in dieser Arbeit z.B. digitale Geländemodelle (DGM), geologische und geomorphologische Karten usw.

Diese ALPS-Pilotstudie befasst sich schwerpunktmäßig mit den Möglichkeiten und den Grenzen der Auswertung sogenannter **Very High Resolution**-Daten (VHR-Daten, s.a. 2.2). Diese werden sowohl auf ihr Potential als alleinige Datenbasis aber auch in Kombination mit HR-Daten untersucht.

1.3. Die Notwendigkeit eines Expertensystems

Neue Fernerkundungssensoren, ein verbesserter Zugang zu Datenbanken und in GIS analysierte Daten haben nicht nur die Menge, sondern auch die Qualität der verfügbaren Geoinformation erheblich anwachsen lassen. Kürzungen in öffentlichen Haushalten gefährden jedoch die Bereitstellung von Finanzmitteln für die Analyse dieser steigenden Datenmengen. Ziel ist es daher, die Verarbeitung aller vorhandenen räumlichen Informationen in einer Datenbank zu erlauben und diese Analysen so zu gestalten, dass sie weitgehend automatisiert ablaufen können. Dies setzt voraus, dass jede Datenbank Entscheidungs-routinen vorhält, in die Expertenwissen einfließen kann.

Sowohl bei der Interpretation von FE-Daten als auch in GIS werden Daten mit Raumbezug bearbeitet. Die Verknüpfung beider Anwendungsgebiete wird häufig durch verschiedenartige Datentypen behindert. In GIS wird mit interpretierten, bereits kategorisierten und nicht-numerischen Daten gearbeitet (RICHARDS, 1999). Fernerkundungsdaten bestehen primär aus einer Aufeinanderreihung von Zahlen (oftmals im einfachen im ASCII Format - **American Standard Code for Information Interchange Format**), welche vor der Integration in GIS zunächst klassifiziert werden müssen (LILLESAND, 1994). Die Fachbereiche GIS und Fernerkundung haben beide eine eigenständige, historisch bedingte Entwicklung hinter sich. Dieses spiegelt sich in den gängigen Analysemethoden der beide Bereiche wider.

Obwohl in Fernerkundung und GIS mit unterschiedlichen Datentypen gearbeitet wird, geht es in beiden Fällen um die Analyse der Landbedeckungseinheiten. Diese zeichnen sich sowohl in GIS als auch in Fernerkundungsdaten durch eine individuelle Position, Größe und Form aus. Einer der wichtigsten Arbeitsschritte bei einer kombinierten GIS- und Fernerkundungs-Analyse ist der Aufbau der Topologie (nach MOLENAAR, 1998). Die Topologie beschreibt die geometrischen Beziehungen der einzelnen Raumelemente zueinander. Im klassischen Vektor-GIS ist dieser Verfahrensschritt ein Teil des üblichen Datenerfassungsvorgangs. Im Falle der Auswertung von Fernerkundungsdaten ist ein Topologieaufbau nicht die Regel; er kann meist erst durch aufwendige Verfahren erreicht werden.

In dieser Studie kommt ein objektorientiertes Verfahren zum Einsatz, dass erstmalig das Topologieproblem bei Rasterdaten löst. Der Ansatz basiert auf den Ideen der „Fractal (Hierarchical) Net Evolution“, die vom Prof. Dr. G. BINNIG entwickelt worden sind (BAATZ, 1999). Für die Bildanalyse wurde dieser Ansatz von der Softwarefirma Definiens (bis 2000 Delphi2 Creative Technologies) durch Dr. M. BAATZ und A. SCHÄPE (BAATZ ET AL.,1999) weiterentwickelt; die Software wird unter dem Namen **eCognition** seit Juli 2000 kommerziell vertrieben. Diese Softwareplattform bietet umfangreiche Möglichkeiten, Expertenwissen in die Analyse zu integrieren. Die Entwicklung des objektorientierten Verfahrens von eCognition (Definiens) erfolgte, zumindest in den Anfängen, unabhängig von den gängigen GIS- und Fernerkundungs-Theorien (BAATZ, mündliche Mitteilungen). Erst durch die Lösung des Topologieproblems für Rasterdaten wurde die gemeinsame Nutzung von GIS- und Fernerkundungsdaten für raumbezogene Analysen möglich, wie sie bereits von JANSSEN (1994) gefordert wurde.

Auf den verschiedenen (Maßstabs-) Ebenen eines Landschaftsmodells können die Oberflächenbedeckungen definiert werden als ein Satz von Landschaftsobjekten mit einer spezifischen Identitätsnummer und einer Anzahl von Attributen. Diese Attribute können aus verschiedenen Eigenschaften oder auch aus statistischen Parametern bestehen. Die Zuordnung (Interpretation) eines jeden Objektes kann dann über ausgewählte Attribute erfolgen, die für die jeweilige Abfrage von Bedeutung sind. Gerade durch die Fortschritte in den Bereichen Datenbankmanagement, Computervision und automatisierte Entscheidungsfindung sowie durch die rapiden Fortschritte in der Leistungsfähigkeit der Hardwareausstattung können solche Entwicklungen in GIS und Fernerkundung mittlerweile verknüpft werden.

2. Anforderungen an Kartierungen im forstlichen Umfeld

Die wichtigsten Forstkarten in Bayern sind (LOTHER, 1996)

- Forstbetriebskarte (1:10.000)
- Standortskarte (1:10.000)
- Waldfunktionskarte (1:50.000)

Diese Karten werden sukzessive in ein Forst-GIS integriert. In den Kartenwerken der Bayer. Staatsforstverwaltung sowie in dem im Aufbau befindlichen Forst-GIS wird die Kartenprojektion des das *GAUß-KRÜGER*-Systems genutzt, zentriert auf den 12° Meridian und projiziert auf das *BESSEL*-Ellipsoid. Für Informationen, die aus Bildern gewonnen werden, ist es von Vorteil, wenn das Forst-GIS auf einer objekt-strukturierten Datenbank aufbaut. Das Basisobjekt in den Kartenwerken und dazugehörigen Forstbetriebsbüchern der Bayer. Staatsforstverwaltung ist der Bestand, definiert als Ansammlung stehender Bäume (nach LOTHER, 1996).

GIS Datenbestände geben keine Auskunft über wichtige Details eines Bestandes, etwa über die Homogenität der Verteilung von Objekteigenschaften innerhalb der Objektgrenzen. „Sehr hoch auflösende“ digitale Daten ermöglichen die Überprüfung dieser Annahme, die bestätigt oder aber verworfen werden kann. Im letzteren Fall können innerhalb der bestehenden Bestandesgrenzen homogene Subobjekte abgegrenzt werden (BUCK, 2001). Für einen Forstbetrieb kann es z. B. von Interesse sein, ob ein 30%iger Laubholzanteil in einem Nadelwaldbestand in Gruppen oder einzeln beigemischt vorkommt. Auf diese Weise kann eine Lokalisierung von Informationen der Forst-GIS-Betriebsbücher etwa zur Baumartenverteilung innerhalb eines Bestandes erreicht werden.

2.1. Ausgabemaßstab und Pixelgröße bei forstlichen Fragestellungen

Die exakte Beschreibung des Anforderungsprofils des Anwendungsbereiches ist ein entscheidender Schritt in der Entwicklung angepasster Tools und Methoden zur genauen Informationsgewinnung. Für flächenbezogene Untersuchungen ist der Erfassungsmaßstab von entscheidender Bedeutung da darüber die Detailtreue der ableitbaren Flächeninformation kontrolliert wird. Bei fernerkundlichen Auswertungen ist der Erfassungsmaßstab von der Bodenauflösung des jeweiligen Sensors abhängig. Wählt man Fernerkundungsdaten für die Belange eines regionalen Forstbetriebs, so trifft man bereits eine Vorentscheidung bezüglich der benötigten Datentypen. Der Gebrauch der analogen Photogrammetrie in der Forstplanung und -inventur hat in Deutschland lang zurückreichende Tradition (HILDEBRAND 1996, HUSS 1984). Die bayerische Forstwirtschaft ist ein etablierter Nutzer solcher Daten.

Die typischen Luftbildmaßstäbe in forstwirtschaftlichen Anwendungen sind 1:5.000, 1:8.000 und 1:50.000. Der übliche Kartierungsmaßstab ist die Flurkarte 1:5.000 und die Forstbetriebskarte mit einem Maßstab von 1:10.000. Der Maßstab 1:10 000 liefert Informationen über Bestandsschluss, Homogenität / Heterogenität innerhalb der Kronenoberfläche, Bestandsalter und Artenzusammensetzung, kleine Erosionsrinnen etc.. Der potentielle Informationsgehalt in 1:8000 CIR-Luftbildern ist jedoch sehr viel größer als die generalisierten Parameter, die normalerweise daraus abgeleitet werden. In Luftbildern kann der Zustand von einzelnen gebrochenen Stämmen, die Höhe der Kronen, kleine Kronenanomalien und Felsen bis zu 0,5 m entdeckt werden. Die Extraktion dieser Details ist jedoch sehr teuer, da sie mit Hilfe visueller Interpretation geleistet werden muss und fließt in die üblichen Forstinventuren nicht mit ein. Für die 1:10.000 Kartierung liegt das Hauptaugenmerk auf den Attributen der gesamten Schätzung für

ein vordefiniertes räumliches Grund-Objekt, in unserem Fall den „Bestand“. D.h., die für die Einschätzung eines Bestandes vom Interpreten wahrgenommene Überdefinition durch Details wird üblicherweise nicht in die Forstkartenwerke einfließen.

Jeder andere Datentyp oder jede Neuerung des Verfahrensablaufs muss sich an den vorhandenen hohen Standards und die hochqualitativen Referenzdaten messen lassen.

Im Gegensatz zu analogen Daten wird ein digitales Bild mittels eines Rastergrundrisses aufgebaut und hat spezifische sensorabhängige Merkmale. Ihr Einfluss auf den Kartierungsprozess muss bekannt sein, um einen Vergleich zwischen analoger Luftbildfotographie und digitalen Bilddaten anstellen zu können. Für digitale Satellitenbilder ist es deshalb wichtig, das Verhältnis zwischen Kartierungsmaßstab und Pixelgröße zu kennen. Nach MOLENAAR, (1990) kann eine Rasterstruktur auf zweierlei Weise interpretiert werden:

- Die Beobachtungen verweisen auf einen Beobachtungspunkt (z.B. einen geodätischen Punkt mit bestimmter Höhe über NN) .
- Die Beobachtung, bzw. Messung repräsentiert einen Gebietsausschnitt, der in einem Zellenraster dargestellt wird (z.B. ein Satellitenbild-Ausschnitt).

In der digitalen Fernerkundung ist das Raster als Gebietsmerkmal zu verstehen, wobei jedes Pixel einen Strahlungswert pro Flächeneinheit wiedergibt (Photonenzahl pro m²). Für ein **D**igitales **G**elände **M**odel (DGM) beruht der Grauwert „Höhe“ auf einem Bodenpunkt und ist einer Zelle zugewiesen. Betrachtet man Pixel als Gebietsmerkmale, nimmt der thematische Informationsgehalt der Karte mit der Zunahme des Maßstabs nicht zu.

Für die Papierausgabe solcher Rasterinformation wäre es optimal, ein Pixel als einen einfarbigen Punkt zu drucken, um einen glatten Farbeindruck des Bildes zu gewähren. Als Faustregel für die visuelle Betrachtung gilt, dass die Papierkarte mit 5 Pixel pro Millimeter auf eine Entfernung von 30 cm einen gleichmäßigen Eindruck wiedergeben sollte. Das würde für einen Kartenmaßstab von 1:25000 mit 5 Metern Pixelgröße bedeuten, dass jedes Pixel auf 0,2 Millimeter gedruckt wird. Für den Maßstab 1:10 000 würde eine Auflösung < 2 Meter einen besseren Eindruck vermitteln. Diese Faustregel wurde bei der Papierausgabe in Photoqualität bei einer Serie von Farbkompositen und transformierten Bildern angewendet und im Pilotprojekt als erfolgreich bewiesen.

2.2. Kartiermaßstab digitaler Systeme

Ausgehend vom Einsatzbereich bzw. der angestrebten Maßstabsebene können die gegenwärtig verfügbaren digitalen Sensoren vier Kategorien zugeordnet werden: „globale“, „regionale“, „hochauflösende“ und neuerdings auch „sehr hoch auflösende“ Systeme (Tabelle 1-3). Physikalische Grenzen der Strahlungsausbreitung verhindern die Detailerfassbarkeit zur Beurteilung von Einzelblättern oder Nadeln von Satelliten gestützten Systemen. Satellitenfernerkundung stützt sich daher generell auf generalisierte Information, die durch die Integrationsfläche eines Pixels des jeweiligen Systems vorgegeben wird. Entscheidend für die Durchsetzung der Methode ist, ob diese Information ausreicht, um den Bestand hinreichend zu beschreiben, und wenn ja, ob die Kostenvorteile hoch genug sind, um die etablierten Luftbilder verdrängen zu können.

Tabelle 1-3 :Einteilung der heute verfügbaren optischen Fernerkundungssystem anhand ihrer geometrischen Auflösung sowie erreichbarer Maßstabsbereich (nach SCHNEIDER et al., 2000)

Ground resolution	Characteristik	Beispiele, Systeme	Erreichbarer Maßstabsbereich
500-5000 m	"global"	Meteosat, NOAA AVHRR, Vegetation, etc.	1 : 1 000 000
50-500 m	"regional"	Landsat MSS, WIFS,	1 : 500 000
5-30 m	"high resolution"	Landsat TM und 7, Spot, IRS, MOMS-2P, etc.	1 : 50 000
1-4 m	"very.high resolution"	Ikonos, (Quick Bird, Rapid Eye)	1 : 10 000

Seit dem erfolgreichen Start des Landsat-Programmes wurde der Einsatz von Satellitenbildern für forstliche Zwecke in diversen Studien beschrieben (BARRETT, 1992; LILLESAND, 1994; RICHARDS, 1999; SABINS, 1978). Im Kontext mit den Erdbeobachtungssatelliten werden diese Daten zwar als hochauflösend (HR = high resolution) bezeichnet; im kartographischen Sinne ist der erreichbare Kartiermaßstab mit maximal 1:50.000 aber lediglich dem mittleren Maßstabsbereich zuzurechnen. Für forstliche Kartierungen, deren Produkte im Maßstab 1:10.000 ausgegeben werden, sind diese Datentypen der Landsat-Generation daher nur bedingt geeignet (KENNEWEG, 1991).

Die neuesten Entwicklungen im Bereich der Satellitensensoren lassen erwarten, dass die Lücke zwischen dem mittels Luftbildauswertung (nach BANKO, 1998a, 1998b; STROBL (Hrsg), 1998) und über Satellitendaten erreichbaren Maßstabsbereichen geschlossen werden kann. So erscheint mit der Auflösung der Ikonos Sensor-Generation im 1 m Bereich ein Kartiermaßstab von 1:10.000 im forstlichen Umfeld durchaus erreichbar. Zur Unterscheidung von den bisher als „hochauflösend“ bezeichneten System der sogenannten „Landsat Generation“ werden Sensoren, die Auflösungsbereiche unter 5 m erreichen als „sehr hoch auflösend“ oder, aus dem englischen Sprachgebrauch, „very high resolution“ (VHR) bezeichnet (SCHNEIDER ET AL., 2000).

Speziell für die Forstverwaltung ist der Vorteil einer höheren räumlichen Auflösung offensichtlich: diese ermöglicht eine bessere visuelle Interpretation der Daten. Diese Verbesserung der räumlichen Auflösung der VHR-Sensoren macht es möglich, strukturelle Elemente zu identifizieren, die einen Waldbestand bilden. Für forstliche Anwendungen ist das Verhältnis von Kronen- und Pixelgröße wichtig. Da in VHR-Daten einzelne Baumkronen durch mehrere Pixel abgebildet werden, ist es möglich, forstliche Grunddaten anhand solchen Datenmaterials zu erfassen (nach BANKO, 1998; STROBL (Hrsg), 1998).

Das Ziel ist auch unter dem Aspekt der Kostenersparnis eine weitläufig automatisierte Datenanalyse. Eine automatische Klassifizierung von VHR-Daten ist jedoch nahezu unmöglich, wenn mit klassischen, auf Spektralsignaturen basierenden Bildanalyseverfahren gearbeitet wird (GOUGEON, 1996; KENNEWEG, 1991; JANSSEN, 1994; GORTE, 1998). Bei der Auswertung von VHR-Datensätzen mit Methoden der klassischen Luftbildauswertung, einem Verfahren, das heute in Ermangelung operationeller Alternativen in der Regel angewendet wird (KOCH mündl. Mitt. 1999), kann das Potential dieser Daten nicht ausgeschöpft werden. Auch wenn der Praktiker den pragmatischen Weg der visuellen Auswertung zur Lösung seiner Aufgabe wählt, vom Standpunkt des, mit wissenschaftlichem Anspruch angetretenen, Fernerkundlers ist die Beschränkung nicht zufriedenstellend. Die digitale Fernerkundung wurde schließlich von den Anfängen in den 70er-

Jahren an mit dem Argument der Automatisierbarkeit propagiert, die neben Kostensenkungen vor allem die Objektivität der Auswertungen gewährleisten soll.

Eine zentrale Aufgabe dieses Projekts ist es zu demonstrieren, dass die Rolle der „sehr hoch auflösenden“ (VHR) Satellitendaten nicht allein im finanziell günstigeren Ersatz für herkömmliche Luftbilder gesehen werden kann oder soll. Dafür sind die Datentypen zu unterschiedlich. Einerseits können VHR-Daten nicht mit der Detailtiefe von CIR-Luftbildern (**ColorInfraRot**) im Maßstab 1:5000 konkurrieren, andererseits bieten sie spektrale Informationen, die den analogen photochemischen Verfahren nicht gewonnen werden können. Daher sind Satellitenbilder als auch Luftbilder für Forstverwaltungen wesentliche **Informationsträger**. Wobei die Extraktion der Informationen auf sehr unterschiedliche Art erfolgt. Diese Arbeit erleuchtet vor allem die **Informationsextraktion** aus Satellitenbildern um dann fundierte Aussagen zu machen über die Bedeutung der Informationsträgers Satellitenbild.

Die objektbezogene methodische Ansatz wurde bereits in den 70er Jahren vorgeschlagen, konnte aber erst mit den heute verfügbaren Soft- und Hardware-Komponenten realisiert werden. Die Möglichkeit, räumliche Bildinformation aber auch GIS Daten einzubeziehen, bietet erstmals die Perspektive, eine akzeptable Stufe der automatischen Bildanalyse bei VHR-Daten zu erreichen. Die Studie zeigt anhand von Bildmaterial im Auflösungsbereich von ein bis zwanzig Metern, dass forstlich relevante Parameter, die visuell erkannt und beurteilt werden können, in den meisten Fällen mit der hier angewandten Methode auch automatisch extrahierbar sind und das dies umso besser gelingt, je mehr GIS-Informationen zur Unterstützung des Verfahrens genutzt werden können.

Mit der erfolgreichen Verknüpfung dieser zwei unterschiedlichen Datentypen in einem konkreten Anwendungsbereich wird somit ein Lösungsweg aufgezeigt, der die Beseitigung eines seit Jahrzehnten sowohl in der Fernerkundungs- als auch in der GIS-Welt erkannt und beschriebenen Engpasses verspricht (LANDGREBE, 1976, JANSSEN, 1994, GOUGEON,1996, FLACK, 1996 MOLENAAR, 1998 ATKINSON,1999 VOSER., 1999, GORTE 1998.).

3. Theorien und Konzepte

Die Auswertung von Fernerkundungsdaten ist ein mehrstufiger Prozess, der unterschiedliche methodische Bearbeitungsschritte beinhaltet. Jede Entwicklung in einer dieser Bearbeitungsstufen hat Auswirkungen auf das Gesamtergebnis. Die nachfolgenden Ausführungen geben eine Übersicht über Entwicklungen in diesen Bereichen und beleuchten deren Relevanz für die Auswertung raumbezogener Daten. Folgende Themen werden behandelt:

- Rasterbild-Kalibrierung (Bildverarbeitung, engl. „*image processing*“),
- Bildanalyse (engl. „*image analysis*“),
- Bildobjektauswertung
- Segmentierung
- Datenfusion
- Strukturanalyse
- Merkmals-Auswahl
- Fuzzy Logik

3.1. Kalibrierung digitaler Daten

Fernerkundungsdaten liefern eine Abbildung der Rückstrahlintensität eines Ausschnitts der Erdoberfläche. Rückschlüsse auf Objekteigenschaften können nur gezogen werden, wenn Intensitätsunterschiede eindeutig dem Objekt zugeordnet werden können. Systematische Störeinflüsse, etwa durch sensorspezifische Eigenschaften, geometrische Auflösung und gewählte Projektion, Beleuchtungsbedingungen und/oder topographische und atmosphärische Einflüsse können und müssen vor der eigentlichen Datenanalyse beseitigt werden (SCHOWENGERDT, 1997).

Kalibrierung

Die Sensorkalibrierung, d.h. die Eichung der Daten mit dem Ziel, sensorspezifische Einflüsse zu beseitigen, wird in der Regel vom Systembetreiber vor Datenauslieferung durchgeführt und soll daher an dieser Stelle nicht weiter vertieft werden. Dagegen obliegt die Korrektur der Beleuchtungs-, Topographie- und Atmosphäreneinflüsse dem Nutzer der Daten. Ergebnisse des ALPMON-Vorhabens belegen, dass es bis heute keine allgemein akzeptierten Standardverfahren gibt bzw., dass alle bekannten Verfahren fehlerbehaftet sind. Wie diese Korrekturen durchzuführen sind wird in Fernerkundungslehrbüchern erläutert (RICHARDS & JIA, 1999; LILLESAND & KIEFER, 1994).

Ein rohes Digitalbild entspricht einer Zahlenreihe (ASCII-Standard, siehe Abbildung 3.1-1). Anhand der Informationen über Bildgröße und Zellengröße, die üblicherweise in einem sogenannten „header“ vor den eigentlichen Meßdaten abgespeichert sind, kann diese Zahlenreihe als Matrix dargestellt werden. Durch entsprechende Zuordnung eines Grauwertes für jeden Zahlenwert entsteht eine sogenannte Bildmatrix oder Bitmap mit Pixel als grundlegenden Bildelementen.

```

ncols      2200
nrows     1200
xllcorner  4418650
yllcorner  5265110
cellsize   5
NODATA_value -9999
1573 1573 1573 1573 1573 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1482
2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2131 2131 2131 2131 2131
1443 1443 1443 1443 1443 1443 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1532
1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1779 1779 1779 1779 1779
1843 1843 1843 1843 1843 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1692
64 364 364 364 364 364 364 364 359 359 359 359 359 359 359 250 250 2
686 686 686 686 414 414 414 414 414 414 414 414 414 414 237 237 237 237
0 3440 3440 3440 3440 3440 3440 3440 3440 3440 159 159 159 159 159 159 159 159
6 786 786 786 786 634 634 634 634 634 634 634 634 634 634 450 450 450 450
165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1350 1350 1350 1350
1573 1573 1573 1573 1573 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1482
2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2131 2131 2131 2131 2131
1443 1443 1443 1443 1443 1443 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1532
1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1779 1779 1779 1779 1779
1843 1843 1843 1843 1843 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1692
64 364 364 364 364 364 364 364 359 359 359 359 359 359 359 250 250 2
686 686 686 686 414 414 414 414 414 414 414 414 414 414 237 237 237 237
0 3440 3440 3440 3440 3440 3440 3440 3440 3440 159 159 159 159 159 159 159 159
6 786 786 786 786 634 634 634 634 634 634 634 634 634 634 450 450 450 450
165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1165 1350 1350 1350 1350
1573 1573 1573 1573 1573 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1517 1482
2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2123 2131 2131 2131 2131 2131
1443 1443 1443 1443 1443 1443 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1445 1532
1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1768 1779 1779 1779 1779 1779
1843 1843 1843 1843 1843 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1778 1692

```

Abbildung 3.1-1: ASCII-File mit einer Bitmap Info-Liste. Der sogenannte Header (in Abb. oben) erläutert die Struktur; aus den im Original zeilenweise aufgelisteten Zahlenkolonnen werden die Grauwertstufen abgeleitet. Die räumliche Auflösung wird durch die Angabe „cell size“ hier 5 units, definiert.

Der Zahlenwert jedes Bildelements entspricht der Anzahl der Photonen, die in dem system-spezifisch verfügbaren Zeitfenster von dem entsprechenden Sensor empfangen wurden. Die Bildmatrix eines Spektralbandes bildet ein Landschaftsausschnitt ab, in der Fernerkundung auch ‚Scene‘ genannt. Die Vorverarbeitungsschritte der Geokodierung verknüpfen die Bildmatrix mit einer bestimmten Geoposition (Fläche) in der Landschaft. Um thematische Aussagen über das entsprechende Bildelement treffen zu können, müssen die Rahmenbedingungen der Aufnahme berücksichtigt werden, z. B. Beleuchtungsverhältnisse (Aufnahmezeit und Datum), Topographie (Exposition und Hangneigung, Streulicht vom Gegenhang) und Atmosphäre (Transmissionsparameter).

Bilddaten von verschiedenen Zeitpunkten und unterschiedlichen Sensoren sind nicht oder nur schwer direkt miteinander zu vergleichen. Obwohl die visuelle Interpretation eine qualitative Anzeige der Veränderung gestattet, können quantitative Daten nur dann abgeleitet werden, wenn die Datensätze hinsichtlich geometrischer und radiometrischer Verzerrungen korrigiert wurden (RICHARDS, 1999). Aufgrund von chemischen Abweichungen des Filmmaterials bei der Aufnahme und Weiterverarbeitung von Luftbildern (photo-chemischer Prozess) ist die Kalibrierung von physikalischen Parametern in Watt pro Quadratmeter nicht mit der geforderten Genauigkeit möglich und erreicht deshalb auch keine größere Bedeutung für die radiometrisch/spektrale Bildauswertung. Mit den photo-voltischen Verfahren der digitalen Datenerfassung werden diese Korrekturen möglich. Damit können Datensätze von Systemen mit unterschiedlicher Bandbreite und unterschiedlicher geometrischer Auflösung im Sinne einer Strahlungsbilanz miteinander verglichen werden. Problematisch ist dieses immer noch, wenn Skalensprünge überbrückt werden müssen, etwa wenn HR- und VHR-Daten abgeglichen werden sollen.

Durch zunehmende zeitliche Auflösung, d.h. verkürzte Wiederholungsraten der Aufnahmen ein und desselben Gebietes, rückt die Bedeutung von Methoden zur Datenfusion in den Vordergrund. Um solche Daten in einem gemeinsamen Verfahren analysieren zu können, sollten sie sich alle auf die gleichen physikalischen Parameter beziehen. Das Ergebnis eines Eichvorgangs auf Basis physikalischer Parameter ist ein Datensatz, bei dem der Zahlenwert für jedes Bildelement einen Strahlungswert wiedergibt (physikalischer Messwert).

Mit der Entwicklung des parametrischen Korrekturverfahrens der ATCOR3 Software (RICHTER, 1998) wurde das Problem für das komplexe alpine Gelände in Angriff genommen. Auch wenn die Ergebnisse aufgrund der teilweise für die Fläche nicht mit der geforderten Genauigkeit (z.B. Höhenmodell, DGM) oder z.Z. nicht verfügbarer Eingangsparameter (wie z.B. **B**idirectional **R**eflectance **D**istributon **F**unction, (BRDF) SCHNEIDER&MANAKOS, 1999) noch zu wünschen übrig lassen, erscheint allein dieser Weg zielführend und zeichnet die zukünftige Entwicklungslinie vor. Neue Softwareansätze zur Bildkorrektur wie SILVICS und ATCOR3 und zur Bildanalyse, wie das objektbasierte Bildanalyseverfahren eCognition, verändern die klassische Vorgehensweise in erheblichem Umfang. Vor allem, wenn dabei nicht das Gesamtbild, sondern nur noch Interessenbereiche („Objects of interest“ s. Kap.4) zur Kalibrierung herangezogen werden. Zum Verständnis der Arbeitsabläufe dieser Arbeit ist es wichtig, die Zusammenhänge und Verknüpfung von Bild-*vor*-verarbeitung, Bildverarbeitung und Bildinterpretation zunächst für die klassischen Abläufe zu kennen, um die Unterschiede bei der Bearbeitung im Rahmen einer objektbasierten Analyse einordnen zu können.

Alle Anpassungen von Rohdaten vor der Auswertung werden allgemein als Vorverarbeitungsschritte betrachtet. Die Verarbeitung selbst ist dann ein Teil der Auswertungsphase. Die objektorientierte Methode von eCognition erzwingt, da ausschließlich für die Bildanalyse entwickelt, eine strenge Trennung der Verfahren für die Vorverarbeitung, die Verarbeitung und die Bildanalyse. Die Studie kombiniert Techniken aus dem Fernerkundungs und dem GIS Bereich, weswegen die Reihenfolge der Zwischenschritte von den Standardverfahren abweicht. Abbildung 3.1-2 zeigt den Ablauf eines Standardverfahrens im direkten Vergleich zu den Abweichungen dieser Fallstudie.

Die Notwendigkeit der Kalibrierung von Multisensor- und Multitemporaldaten wurde schon früh in der fernerkundlichen Forschung erkannt. Die Kalibrierung stellt in diesem Falle einen Vorverarbeitungsschritt für sogenannte ‘pixel-basierte’ Bildfusionstechniken dar. Diese Techniken wurden in diversen Studien beschrieben (GENDEREN ET AL., 1997, POHL, 1996, BALTSAVIAS ET AL., 1999). Aufgrund der Einschränkungen von Einzelpixelauswertung bei VHR-Daten sind andere Ansätze notwendig. Diese Studie zeigt die Zweckmäßigkeit der objektbasierten Auswertung als Alternative, um diese Einschränkungen zu überwinden.

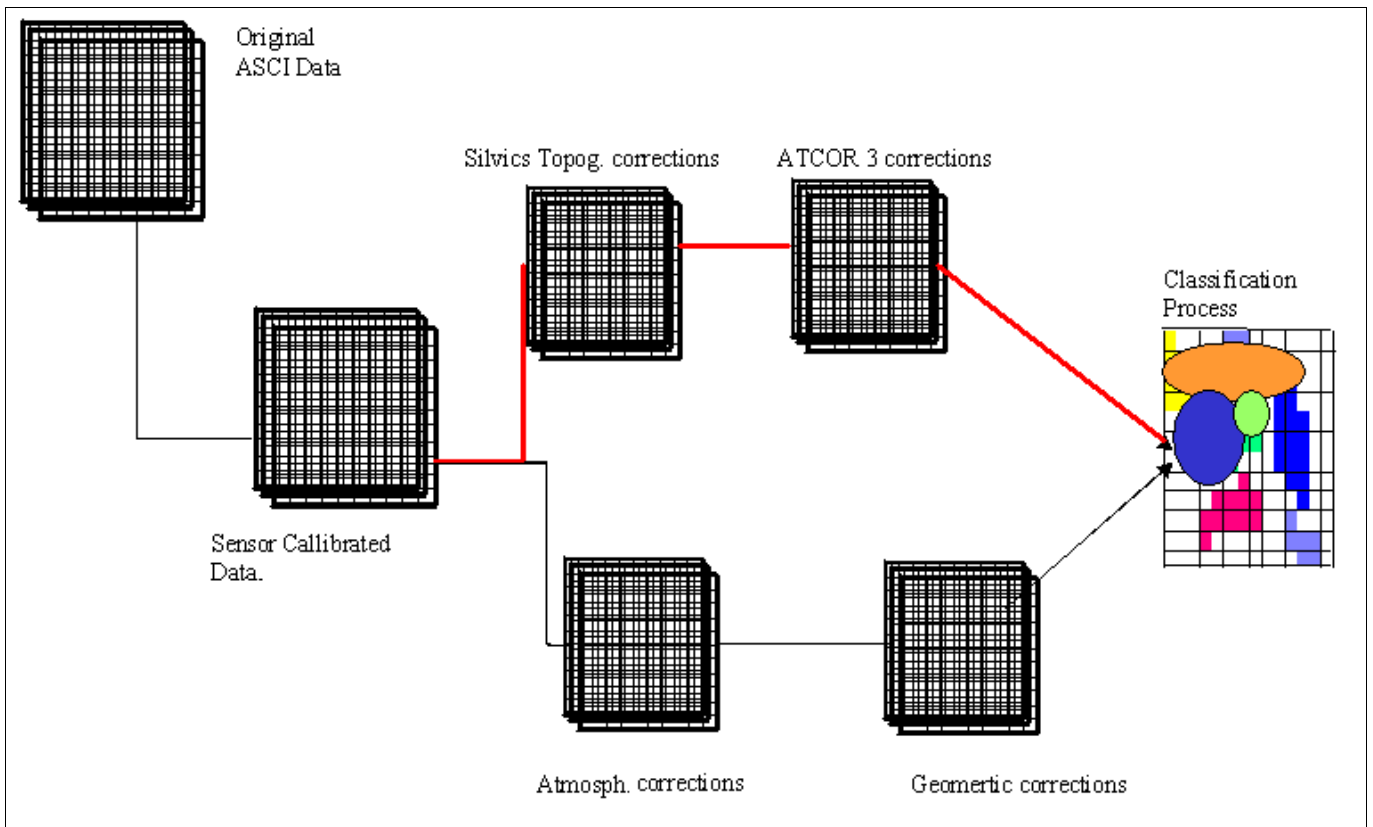


Abbildung 3.1-2: Die traditionelle Bildkorrektur beginnt mit der Sensorkalibrierung; darauf folgt die atmosphärische und die geometrische Korrektur (SCHOWENGERDT, 1997). In dieser Studie geben die roten Pfeile den umgekehrten Ablauf (erst topografisch, dann radiometrisch) der Bildkorrektur mit dem Programm SILVICS (geometric correction) und ATCOR 3 (energy balance) wider. Nach der Korrektur startet die Klassifikation.

3.2. Bildanalyse

3.2.1. Kartographische Einflüsse

In der klassischen Kartographie beschränkt sich die Darstellung der zur Verfügung stehenden Daten bei der Ausgabe einer thematischen Karte auf Papier auf wenige Attribute. Im allgemeinen handelt es sich dabei um eine generalisierte Information und nicht um die wertneutrale Darstellung der dahinter stehenden Daten (SCHOWENGERDT, 1997). Die daraus resultierende (herkömmliche) thematische Karte ist das Ergebnis einer Ziel orientierten Interpretation der Daten und dient allein der Informationsdarstellung zur Lösung einer übergeordneten Aufgabe.

In der Fernerkundung dominiert bis heute der sogenannte ‚klassenbasierte Ansatz‘ der Kartographie (*classical set theory*, WOODCOCK, 2000). Traditionell folgt die Verwendung von Kategorien in thematischen Karten einem Ansatz, nach welchem jede Stelle einer Landschaft einer bestimmten Klasse in der Karte angehört (WOODCOCK, 2000). Innerhalb dieses traditionellen Konzepts wurde die Aufgabe der Bildklassifizierung darin gesehen, thematische Karten zu erstellen. Die Legende liefert die Übersetzung der Generalisierung realer Einheiten mit zumindest individueller Position. Die thematische Zuordnung richtet sich nach der Art und der Anzahl der

gewünschten Kategorien. HINTON (1999) weist auf die Beschränkung der Auswertemöglichkeiten durch diese klassenbasierte Sichtweise hin und fordert anhand von GIS-Beispielen ein Umdenken. Die Beschränkung der klassenbasierten Kartographie ist auf die Notwendigkeit der Einschränkung auf die thematisch darstellbaren Klassen auf dem Informationsträger Papier zurückzuführen. Eine thematische Karte ist als Endprodukt einer Verarbeitungs-Kette zu verstehen. Diese Einschränkungen fallen bei GIS Kartenausdrucken weg. Zwar ist auch der Papierausdruck über ein GIS eine Auswahl, diese Auswahl ist aber nicht ein Endprodukt sondern ein beliebiges, maßgeschneidertes Produkt zur Unterstützung einer spezifischen Entscheidung. Nicht die Druckplatten für die thematischen Karten ist das „Betriebskapital“ von GIS sondern die Datenbank selbst sowie die Sammlung fachspezifischer Abfragen dieser Datenbank.

In der digitalen Kartographie ist die Generalisierung der einzelnen Objekte ohne Verlust der originären Identität der Daten möglich. Diese Situation der Generalisierung versus Einzigartigkeit der Objekte ist dem Problem der Computerprogrammierung (beschrieben als Moduldefinition in Kap. 2.4) durchaus ähnlich. Parallel zu den Entwicklungen in der Computerprogrammierung liegt der mögliche Ausweg in einem ‚objektbasierten Ansatz‘. In der digitalen Kartographie wird empfohlen, die Rohdaten und die Entscheidungsregeln voneinander zu trennen. Fachspezifische Regelwerke können entsprechend den anstehenden Problemfällen auf den gleichen Datensatz zugreifen und ermöglichen somit einen wesentlich breiteren Nutzen der einmal in die digitale Datenbank integrierten Datenbestände.

Computersoftware ist fähig, Elemente einer Gesamtmenge (im mathematischen Sinne der Mengenlehre) aufgrund statistischer Kriterien einer Teilmenge (Klasse) zuzuordnen. Das menschliche Vorgehen bei der Entscheidungsfindung kann durch eine Art qualitative Logik simuliert werden, die in Computerprogrammen implementiert werden kann (RICHARDS, 1999). Dies wird als Expertensystem oder auch wissensbasierte Methode bezeichnet. Man unterscheidet dabei zwei grundsätzlich verschiedene Ansätze:

1. die optimale Ausnutzung der Leistungsfähigkeit des Rechners zwecks Entscheidungsfindung im statistischen Bereich (spezifischer Merkmalsraum);
2. die Nachahmung der menschlichen Entscheidungsfindung durch angemessene, computergestützte Entscheidungsroutrinen.

Historisch bedingt, beschäftigte sich die Fernerkundung über längere Zeit mit Entscheidungen im Merkmalsraum, einem statistischen Entscheidungsfeld und einer immer noch der Bilddatenanalyse vorbehaltenen Domäne. Die Dominanz der spektralen Auswertung fängt mit dem erfolgreichen Landsat Programm (ERST-1) im Jahre 1972 an. LANDGREBE(1997) beschreibt rechnerische Grenzen und die Komplexität der räumlichen Zusammenhänge als Gründe dafür, dass die Bildauswertung bis in die jüngste Zeit weitgehend auf spektrale Merkmalsanalyse beschränkt blieb. Für FE Daten des Landsat Typs (HR-Daten) war diese Auswertung auch erfolgreich. Die Notwendigkeit räumliche Merkmale in die Analyse einfließen zu lassen, wurde erst mit dem Aufkommen der VHR- Daten immer dringlicher.

Obwohl mehrere Untersuchungen das räumliche Umfeld einbezogen haben, z.B. bei der Nutzung von räumlichen Statistiken (‚Kriging‘ Verfahren, VAN DER MEER, 1995, SKIDMORE, 1997), bieten erst die Konzepte der objektbasierten Analyse eine *multilayer/multi scale-Methodik* an, welche eine umfassende Integration räumlicher Entscheidungsregeln in der Analyse möglich machen.

Geographische Informationssysteme setzen Standart Query Language (SQL, ARONOFF, 1993) und Boolesche Logik ein, um Art und Weise der menschlichen Auswahl oder Klassifizierung zu

simulieren. Eine objektbasierte Analyse ermöglicht es, entsprechend einer bestimmten räumlichen Ebene und eines gewissen Datentyps zu selektieren und Entscheidungsroutrinen in Anpassung an Klasse und Maßstab zu bevorzugen. Dadurch wird noch keineswegs die klassische Bildanalyse ersetzt. Doch diese Vorgehensweise ermöglicht einen wesentlich flexibleren Einsatz vorhandener Ressourcen und liefert als Ergebnis eine gewisse Anzahl an räumlichen Layern (Schichten) mit entsprechender fachlicher Relevanz.

3.2.2. Flächenabgrenzung (Delineation) und Flächenbestimmung

Für Photogrammetrie- und GIS-Experten ist die Abgrenzung relevanter Flächeneinheiten aus VHR-Daten im Anfangsstadium der Analyse aussagekräftiger als die mittleren spektralen Werte einer derartigen Oberfläche. Die wichtigste aus Luftbildern zu erlangende Information bei der Waldinventur ist die Größe der Gebietskategorien (LOETSCH & HALLER, 1973). Der grundlegende Schritt für weitere Analysen ist die Rekonstruktion der maßgeblichen Oberfläche, d.h. der Entwurf einer Beschreibung ihrer Topologie. Folgerichtig ist die Kombination von Ergebnissen, die auf Entscheidungen in zwei unterschiedlichen Merkmalsbereichen des Datensatzes beruhen, das Kernstück der Analyse dieser Studie:

- Ergebnisse im Merkmalsraum des Bildbereichs, um räumliche Objekte zu definieren (In der Diskussion; 7.2 Verbunden mit Fall **A**), und
- Ergebnisse im spektralen Merkmalsraum, um die spektrale Signatur eines Objektes zu definieren (In der Diskussion; 7.2 Verbunden mit Fall **B**).

Ergänzt werden diese Entscheidungsebenen durch ‚a priori‘-Informationen aus vorhandenem Fachwissen, wodurch eine zusätzliche Wissensbasis für die topologischen Regelwerke zur Verfügung gestellt wird:

- durch den GIS-Bereich, der räumliche Objekte und deren Merkmale bereitstellt, und
- durch Expertenwissen, das die Verbindung herstellt zwischen Spektralmessungen im Labor und den Geländeaufnahmen

3.2.3. GIS versus Bildanalyse

Software und Methoden für GIS und Fernerkundung unterscheiden sich grundsätzlich. Das Verständnis der Organisation räumlicher Information folgt unterschiedlichen Philosophien. Diese können unter den Stichworten Vektor- versus Rasterwelt begrifflich festgemacht und am Beispiel der Methodik der Informationsextraktion auch aufgezeigt werden.

FE Daten sind Messwerte und somit primäre Informationsquellen. Erst durch das Hintergrundwissen des Bearbeiters können aus dem, als ASCII Tabelle (s.a. Abbildung 3.1-1) vorliegenden, Datensatz Informationen gewonnen werden. In der traditionellen Bildverarbeitung wird das Bild (der Datensatz) als Ganzes betrachtet. Operationen werden über die gesamte „Szene“ oder über den maskierten Bereich durchgeführt. Ein Bild wird über charakteristische ‚Merkmale‘ beschrieben. Beispiel: In einem Bild überwiegt der Grünanteil. Über Filteroperationen im spektralen Bereich oder über Abfrage der Eigenschaften der unmittelbaren Nachbarn („Fenster-Filter“, „moving window“) werden Bildinhalte extrahiert. Im ersten Fall spielt die spektrale Charakteristik (spektrale Fenster) die entscheidende Rolle, die Lage des einzelnen Pixel in der Bildmatrix ist nicht relevant. Im zweiten Fall wird die Bildmatrix nach vorgegebenen Rasterobjekten abgesucht (*Schablonen*, "template matching"). Ergebnis einer derartigen Suche sind

Objekte wie ‘Brücke der Kategorie 2’ oder ‘Straße der Kategorie 3’. Objektextraktion ist damit ein Verfahren, um Bildinhalte zu deuten.

Anders stellt sich die Sachlage innerhalb einer GIS-Umgebung dar. Hier werden Geländeobjekte im Sinne von JANSSEN (1994) in einer digitalen Datenbasis zusammen mit ihren Attributen aufgelistet. Jedes Objekt besitzt eine eindeutige Identifikationsnummer und wird durch Lage sowie beschreibende Merkmale charakterisiert. Objekte können anhand typischer Attribute aus der Datenbank selektiert werden. Die thematische Karte in GIS ist eine Visualisierung thematischer Information aus einer Datenbank. Ein Bild, aufgenommen durch einen Satellitensensor, ist eine Visualisierung der realen Welt. Es ist aber *keine* Datenbank mit thematischen Informationen mit dieser Visualisierung verknüpft. Analog zur Visualisierung bestehender Tabellen in GIS stellt ein Satellitenbild im Verständnis dieser Studie somit eine Visualisierung einer *noch nicht existierenden Merkmalstabelle* dar (Abbildung 3.2-1). Die hier vorgestellten Arbeiten befassen sich mit der Fragestellung, in wieweit diese fehlende Merkmalstabelle durch weitestgehend automatisierbare Verfahren erstellt werden kann. Die wichtigste zu beantwortende Fragestellung ist daher, in wieweit der Brückenschlag zwischen Fernerkundung und GIS-Methodik mit dem objektorientierten Ansatz gelingt.

Die 4 Elemente in der Modellierung

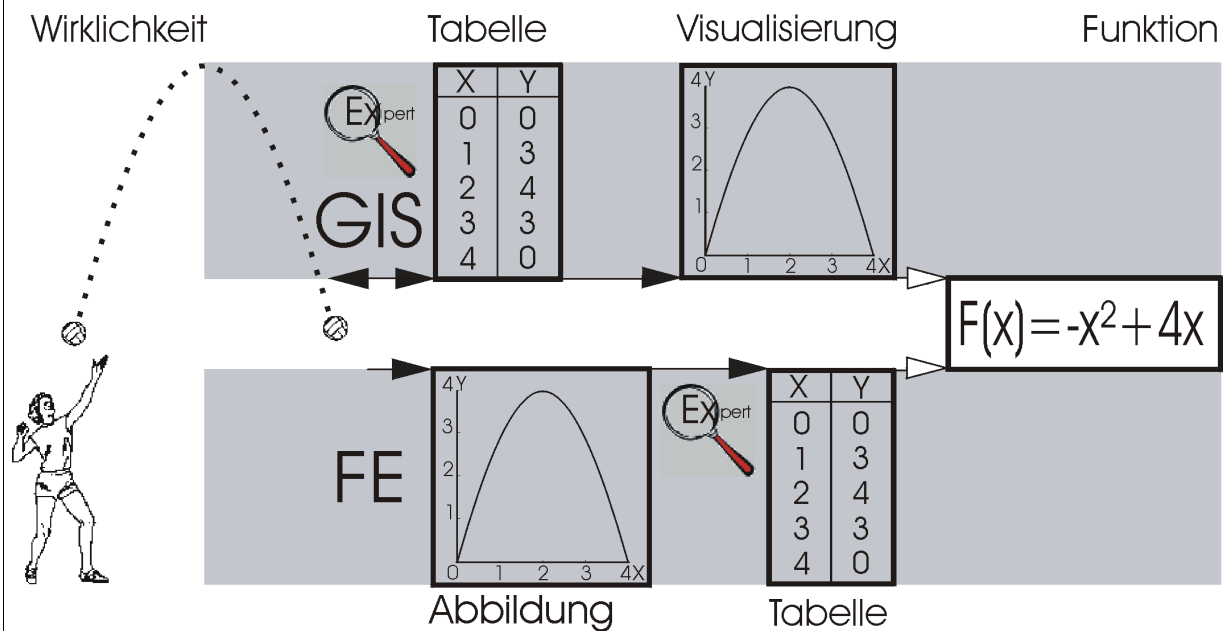


Abbildung 3.2-1: Die Beziehung zwischen Wirklichkeit, Visualisierung, Tabelle und der beschreibenden mathematischen Funktion.

Im GIS läuft die Visualisierung der Wirklichkeit über eine tabellarische Schnittstelle. Bei der Fernerkundung wird die Wirklichkeit direkt abgebildet. Aus der Abbildung über eine *noch nicht existierenden Merkmalstabelle* zur Funktion zu gelangen bedeutet größeren Aufwand. Eine Verbesserung des Database-Management und der Visualisierung ist dabei noch keine Garantie, auch die zutreffende erklärende Funktion zu finden.

Bei den bisher angewandten statistischen Methoden wird die Intensität der abzubildenden Elemente evaluiert. Für jedes digitale Bild kann ein Histogramm der Grauwerte Verteilung ausgegeben werden. Die Histogrammanalyse ist nicht an die Bildinhalte geknüpft, sondern an die abbildenden Basiselemente (Pixel), aus denen sich die Bildinhalte zusammensetzen.

Die Histogramm der Intensitätsverteilung kann bei jedem Bildmaterial angewendet werden, ganz gleich, ob es sich um ein Satellitenbild, das Bild der Mona Lisa oder einem medizinischen Scan handelt. Die Abfragen, die über einen Raster-Bilddatensatz möglich sind, stehen im direkten Bezug zum spektralen Histogramm und lauten etwa: 'Zeig die Pixel mit dem Wert $X1-X2$ ' (*density slicing*), oder 'Zeig den Wert des Pixels an Position X,Y '.

Datensätze, die von der Beobachtung der Erde gewonnen werden, bilden geophysische Geländeobjekte ab, die sehr typische räumliche Abhängigkeiten aufweisen. Diese Abhängigkeiten sind dem Experten zwar bekannt, werden jedoch nicht explizit registriert.

3.2.4. Integration von GIS und FE

Mit der zunehmenden digitalen Verfügbarkeit von in GIS abgelegten thematischen Informationen sinkt der Bedarf an Erstinventuren zugunsten der Aktualisierung bereits existierender Datenbestände. Zur Aktualisierung von GIS werden zunehmend Methoden der Fernerkundung eingesetzt (ATKINSON,1999).

Mittels der Bildanalyse kann eine Aussage über die Typen der Landoberflächen im Moment der Bildaufnahme getroffen werden. In einem GIS werden in der Regel Landnutzungsklassen verwaltet. Der Landoberflächentyp ist in der Landnutzungsklasse häufig implizit enthalten. Laubwald z.B. ist ein Untertyp des übergeordneten Landoberflächentyps Wald. Niederwald, Hochwald, Schutzwald, etc. entsprechen einer Landnutzungsklasse, sind aber eindeutig dem Landoberflächentyp Wald zuzuordnen. Die Einteilung in Landnutzungsklassen wird durch den Nutzer des GIS vorgenommen. Landnutzung verändert sich in der Regel nicht so schnell wie die Landoberflächentypen. Deutlich wird dieses im Agrarbereich. Landnutzungsklasse *Ackerland* kann im Frühjahr als Landoberflächentyp „*nackter Boden*“, im Spätsommer aber als „*Mais*“ identifiziert werden.

Wie Studien aus den frühen neunziger Jahren zeigen lagen die Probleme der Bildanalyse vor allem darin, dass keine einheitliche Datenbank für GIS- und digitale Bildinformationen existierte und keine Formalisierung/Integration von Fachwissen in die digitale Analyse erfolgte (JANSSEN, 1994). Die Integration von GIS und Fernerkundung beinhaltet die Forderung nach einer weit über einen Datenaustausch hinausgehenden, logischen Verknüpfung von Dateninhalten, die zu einer höheren Erkenntnisstufe führt. Es ist Aufgabe des Anwenders der Fernerkundung und des GIS-Analysten, eine darstellende Ausdrucksform für eine solche umfassende Integration zu finden. Diese Studie zeigt erste Ansätze in dieser Richtung auf (s.a. Fallstudie 2A).

Die Grundideen zur Integration von GIS und Fernerkundung über Regelwerke werden seit Jahren von Spezialisten diskutiert. Ein erster Lösungsansatz wurde mit der Raster-GIS-Lösung von BURROUGH (1996) präsentiert. Experimente von BURROUGH, die in der Entwicklung des Software-Paketes **PC_Raster** (1996) mündeten, zeigen die Möglichkeit auf, wie vertikale Analysen verschiedener thematischer Layer zu neuen Informationsebenen zusammengeführt werden können. Horizontale oder Nachbarschafts-Analysen, etwa auf Einzugsgebietebene, können ebenfalls berücksichtigt werden. Jede Rasterzelle hat mehrere Eigenschaften (Attribute, Messwerte), die auf durchschnittlichen oder dominanten Mengenwerten basieren. Die zugrundeliegende Strategie der Analyse weist jedem Rasterelement (Pixel) in der Karte eine gewichtete Funktion zu. Eine Erweiterung erfährt diese Strategie in der Arbeit von STOLZ (1998), in der die gewichtete Funktion pro Pixel gemäß den Fuzzy-Logik-Entscheidungsregeln berechnet wird.

In der Pilotstudie ‚ALPS‘ stützen sich die Untersuchungen der Bearbeiter des GIS-Teilbereichs (BUCK, 2001) auf Klassifizierungsergebnisse der Fallstudien dieser Arbeit. Umgekehrt profitieren die Fallstudien dieser Arbeit von den GIS-Informationen obiger Arbeit.

3.3.Grundkonzepte in der Bildanalyse

Ein einzelnes Bildelement (Pixel) wird durch die drei Eigenschaften (Grau)Wert, Position und Größe (RICHARDS, 1999) definiert. Gedanklich kann der **Pixelwert** einem Richtungsvektor in einem Merkmalsraum zugeordnet werden. Bei einer statistischen Entscheidung im spektralen Merkmalsraum zählt als Eigenschaft allein die spektrale Position dieses Vektors. Entsprechend der Trainingsdaten werden das Mittel und die Standardabweichung der Pixelmenge erhoben, um im

Merkmalsraum Entscheidungsgrenzen zu ziehen. Zusätzlich werden die Eigenschaften Position und Größe in die Analyse einbezogen.

Bei Anwendung der Eigenschaft (relative) **Position** werden sogenannte Fenster-Filter (moving windows) angewendet. Anhand der umgebenden Pixel und einer Rechenvorschrift wird der Wert des zentralen Pixels bestimmt. Danach wird wieder der neu berechnete Wert für das zentrale Pixel zur Entscheidungsfindung (Klassenbildung) genutzt.

Größe spielt als Attribut in diesem Kontext eine eher ungeordnete Rolle und wirkt sich lediglich auf das Ergebnis der Fenstergröße aus. Filterverfahren, die z.B. Kanten extrahieren, sind hier betroffen.

3.3.1. Der Polygonansatz

Der Polygonansatz ist in der Literatur unter den Stichworten „pixel in polygon“ oder „pixel per field/parcel“-Analyse bekannt (CURRAN, 1991). Bei diesen Ansätzen wird der räumliche Kontext durch einen vorgeschalteten Digitalisier- oder Segmentiervorgang hergestellt. In Fall von „pixel in polygon“ wird das Expertenwissen des Bearbeiters zur direkten Abgrenzung (Delineation) zusammenhängender Bereiche genutzt. Anschließend wird dem gesamten Polygon z. B. der Wert eines GPS-Punkts zusammen mit seiner Attributierung mit Hilfe eines Identifikationscodes zugewiesen.

Im Fall ‚pixel per field‘ werden spektrale Schwellwerte gesetzt, um die Pixelpopulationen zu bestimmen, die einem geophysischen Geländeobjekt entsprechen. Anschließend werden Merkmale analysiert, die sich auf das gesamte Polygon beziehen, etwa Mittelwert oder Standardabweichung. Dieses Verfahren hat sich etwa bei der Analyse von Radardaten von Erdbeobachtungssystemen als Standard etabliert (BUITEN & CLEVERS, 1990).

Traditionell muß jedes Pixel zwei grundsätzliche Entscheidungsschritte durchlaufen:

1. Zuordnung zu einer spektral definierten Klasse anhand seiner spektralen Werte im Merkmalsraum und/oder der Werte seiner vordefinierten Umgebung (unter Nutzung von Filter-Operatoren)
2. Gruppierung der klassifizierten Pixel zu einem Bildobjekt unter Verwendung der topologischen Struktur der klassifizierten Nachbar-Pixel, eine für GIS typische „raster to vector“ Operation (nach MOLENAAR, 1990)

Diese Schritte sind abhängig von den angewandten Software-Algorithmen, wobei sowohl die Fenster-Filtertechnik (moving window) als auch Methoden der Raster-zu-Vektor-Konversion angewendet werden können. Bei diesen traditionellen Verfahren findet der Topologieaufbau erst nach dem Transfer der Klassifikationsergebnisse in einem GIS statt (siehe hierzu Fallstudie 2b).

3.3.2. Grenzen der pixel-basierten Klassifikation

Sehr hoch auflösende (VHR = Very High Resolution) Daten waren über viele Jahrzehnte hinweg ein dem Luftbild vorbehalten Bereich. Erst die rasante Entwicklung der photovoltaischen Sensortechnik während der letzten Jahre erlaubt heute eine digitale Datenerfassung mit Pixelauflösungen bis in den dm-Bereich (z.B. HRSC Flugzeugkamera mit 15 cm Auflösung, Ikonos Weltraumkamera mit 1 m pan). Die Auswertemethodik hat mit der Entwicklung der Sensortechnik nicht Schritt halten können. Obwohl sehr hoch auflösende digitale Datensätze verfügbar sind, stützt sich die Auswertung bis heute in der Regel auf visuelle Interpretation. Dieses

liegt vor allem an der hohen Komplexität geographischer Geländeobjekte mit ihrer großen Variation spektraler und räumlicher Merkmale (JANSSEN, 1994). In der analogen Bildanalyse ist der visuell arbeitende Interpret sehr wohl imstande, mit der Komplexität der geographischen Geländeobjekte umzugehen.

Ein von einem typischen Fernerkundungssensor aufgenommenes Bild nimmt spektrale Werte in einem vom CCD-Layout (Charged Coupled Device) abhängigen, vordefinierten Rastergitter auf. Das Rasterbild zeigt einen Mittelwert pro Pixel in verschiedenen Kanälen, was im Idealfall eine Messung eines Oberflächenabschnitts mit homogener Bodenbedeckung darstellt, i.d. Regel aber eine Aggregation spektraler Signaturen von nicht-homogenen Oberflächen innerhalb des Ausschnitts, der sich gerade im Blickfeld befindet (Instant Field of View- IFOV, RICHARDS, 1999). Die letzteren sind sogenannte Mischpixel. Die Definition eines Mischpixels ist direkt abhängig von der Flächenausdehnung der zu bestimmenden geophysischen Geländeobjekte („objects of interest“) und damit abhängig von der Skalenebene, die der Auswertung zugrunde liegt. Genau betrachtet gibt es in der Natur keine spektral „reinen“ Oberflächen. Was bei einer Auflösung im m -Bereich homogen erscheint, kann sich bei einer Auflösung im dm -Bereich als sehr heterogen darstellen. Im Auflösungsbereich der HR-Systeme sieht man „Waldpixel“ als spektral „reine“ Vertreter der Klasse, im m -Bereich der VHR-Daten wird jedes „Waldpixel“ in seine spektral unterschiedlichen Waldstrukturelemente zerlegt (Kronenbereiche, Schattenbereiche zwischen den Bäumen, etc.). Bei der Auflösung von Luftbildern zur Waldschadenserhebung werden Details innerhalb der Krone sichtbar.

Solange das betrachtete Objekt vom Maßstab her mit der Pixelgröße harmoniert, d.h. die einzelnen Pixel spektral „reine“ Vertreter ihrer Klasse darstellen, kommt die klassische Pixelanalyse problemlos mit der Klassifikation zurecht. Als Faustregel kann gelten, dass, wenn die zu bestimmenden geophysischen Geländeobjekte im Bildmittel durch weniger als zehn Pixel repräsentiert werden, das Problem der Randpixel dominant wird. Diese sind als Mischpixel immer zusammengesetzt aus dem Signal benachbarter Objekte. Die Lösung dieses Problems wurde darin gesehen, die Pixelanzahl pro Objekt zu erhöhen. Dieses führte zur Entwicklung immer höher auflösender Sensoren mit dem Erfolg einer deutlich verbesserten visuellen Detailerkennbarkeit.

Für die automatische Auswertung ergeben sich daraus neue Probleme. Dies wird im Falle von Waldobjekten schnell deutlich. Ein Waldbestand von 2 Hektar wird durch 22 Landsat-5-Pixel abgebildet. Im Falle eines Ikonos-Datensatzes mit 1 m Auflösung (pan) wird dieser Waldbestand durch 20.000 Pixel dargestellt. Um das Interessenobjekt (*object of interest*), „Waldbestand“ daraus herzuleiten, ist eine *pixelweise* Klassifizierung nicht mehr anwendbar. Das Interessenobjekt Wald hat sich in seine Strukturelemente aufgelöst und ist spektral nicht mehr identifizierbar. Dieser Sachverhalt wurde von FEHLERT (1984) theoretisch und von KENNEWEG ET AL. (1991) praktisch anhand von Daedalus-ATM-Datensätzen nachgewiesen.

Für die Lösung dieses fundamentalen Problems fordert GOUGEON (1996) einen Paradigmenwechsel. In seiner Studie schlägt Er vor, sich nur auf die Pixel zu konzentrieren, die Baumkronen abbilden, um so eine richtige Zuordnung des Bestandes zu erlangen. Diese Baumkronen sind die wesentlichen strukturellen Elemente des Waldbestandes. Die Unterscheidung einzelner Baumkronen (eine Art von Segmentierungsoperation) führt zu verbesserten Klassifikationsergebnissen. Die Delineation von Waldbeständen in Abbildung 3.3-1 zeigt die Delineation von Testgebieten durch den Operator (linkes Bild) und eine Computer gesteuerte Abgrenzung (rechtes Bild).

Segmentierungs- Algorithmen wurden für die Rekonstruktion von Oberflächen aus Raster-Datensätzen entwickelt (LANDGREBE, 1976). Genaue Zielvorgaben über das Größen/Pixelanzahl Verhältnis der zu segmentierenden Objekte bei gegebener Pixelauflösung tragen wesentlich zum Segmentations-Ergebnis bei. Als Faustregel kann gelten, dass zur Rekonstruktion der Oberfläche einer Landbedeckungsklasse und zur Nutzung der Statistiken (Varianz) dieser Oberfläche als Basis ein Minimum von 30 Pixel angestrebt werden sollte.

In einem Landsat-7-Bild kann ein typisches landwirtschaftliches Gebiet von 1 ha mit mehr als 40 panchromatischen oder etwa 10 multispektralen Pixel repräsentiert werden. Im Falle des panchromatischen Bandes kann von einer repräsentativen Fläche gesprochen werden, während in Falle der MS-Bänder im günstigsten Fall 4 ‚saubere‘, meist aber nicht identische panchromatische Pixel den multispektralen Pixel zugrundeliegen. Dieses bei optischen Datensätzen erst mit dem Aufkommen der VHR-Daten relevant gewordene Problem ist für den Radarbereich typisch. Durch die hohe Varianz der Pixelpopulation in der Fläche, bekannt auch als „speckle-effekt“, wurde und wird dieser Datentyp bis heute anhand von Mittelwert und Standardabweichung innerhalb von vorgegebenen oder manuell digitalisierten Polygonen beurteilt.

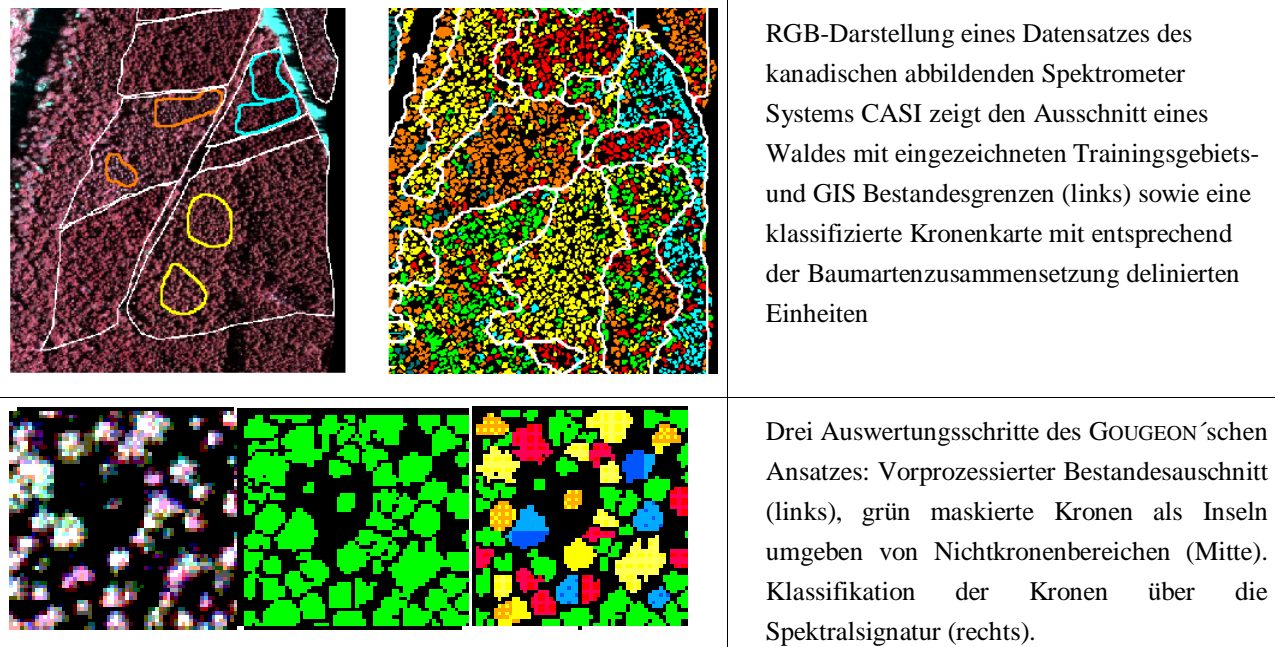


Abbildung 3.3-1: Hybrider Segmentations/Klassifikations Ansatz von GOUGEON, 1996

Klassische Bildanalyse-Algorithmen bearbeiten die gesamte (Sub-) Szene und hängen deswegen von der Auswahl der Sub-Szene durch den Benutzer ab. Dies wird besonders bei der Analyse der Hauptkomponenten deutlich. So wird z.B. das Einbeziehen bzw. der Ausschluss großer Wasserflächen die erste Hauptkomponente signifikant beeinflussen. Dies zeigt die Notwendigkeit für eine fachlich saubere Anwendung solcher Algorithmen.

Ebenfalls problematisch ist die Einschätzung der Genauigkeit für die Klassifikation eines ganzen Bildes. In der klassischen Konfusionsmatrix (*Kappa value*, RICHARDS 1999), wird die dargestellte Genauigkeit nicht in ihrem räumlichen Umfeld dargestellt. Aus diesem Grund liefert die Klassifikation mehrerer Teilmengen (subsets) mittels lokaler Trainingsgebiete bessere Ergebnisse als die Klassifikation einer ganzen Szene, obwohl in diesem Fall die Anzahl von Pixel bzw. Trainingsgebieten gleich bleibt. (vgl. FLACK , 1996). Einen vertiefenden Einblick in die Problematik der Genauigkeitsbeurteilung bietet Kapitel 7.3.2.

3.4. Der „objektorientierte“ Ansatz in der Geoinformatik

Der Ausdruck „objektorientiert“ („oo“) gilt heute als Fachbegriff mehrerer Disziplinen. In der Welt der Programmiersprachen beschreibt „objektorientiert“ eine der Hauptentwicklungslinien. Tatsächlich repräsentiert er eine Theorie oder gar eine Philosophie zur Analyse bzw. Lösung eines komplexen Problems. Für die Modellierung und Simulation natürlicher Phänomene bietet der objektorientierte Ansatz eine erfolversprechende Perspektive.

Methoden der Fernerkundung werden multidisziplinär eingesetzt. Bei objektorientierter Betrachtungsweise werden Definitionen und Terminologie von dem jeweiligen Fachgebiet vorgegeben. Nach MOLENAAR (1998) ergibt sich daraus die Gefahr der Begriffsverwirrung. Ein Abgleich der Fachausdrücke der unterschiedlichen Fachgebiete ist daher bei der Einführung objektorientierter Methoden notwendig.

Für das Fachgebiet der Kartographie etwa ist die äußerst wichtige, und bei jedem Kartenwerk genau definierte, Beziehung zwischen darzustellendem geophysischen Objekt und dem Darstellungs-Maßstab hervorzuheben. In der Fernerkundung wird diese Beziehung durch die Pixelgröße, die erkennbare Objektgröße und den Kartiermaßstab vorgegeben. Aus ökologischen Analyseansätzen wird die Auffassung von räumlichen Objekten bzw. räumlichen Einheiten, auf welche sich Messungen und Beobachtungen beziehen, in das Konzept der objektorientierten Analyse übernommen. In ökologischen Studien spielen die chorischen und topologischen Dimensionen einer Landschaft eine Rolle (LESER, 1997). In der Ökologie werden räumliche Abgrenzungen z. B. als Ökotope, Wassereinzugsgebiete oder Oasen bezeichnet. Begriffe wie Population oder potentielle natürliche Vegetation haben einen gewissen räumlichen Bezug; ihre Beziehungen sind jedoch weit komplexer.

Aus Sicht der Computerprogrammierung wiederum gründet sich ein Objektmodell auf die Prinzipien der Abstraktion (abstrakte Datentypen), Datenverkapselung, Modularität und Hierarchie (IBM, JAVA TUTORIAL, 1999). Die nachfolgend verwendeten Begriffe stützen sich weitgehend auf das Standardwerk der objektorientierten Modellierung von RUMBAUGH (1991). Dieses besagt: *„Objekte können durch ihre Identität, ihre Klasse (oder ihren Status), ihr verschiedenartiges Verhalten bei Ausführen der gleichen Operation (Polymorphie) und ihre Vererbung beschrieben werden“* BALTSAVIAS, (1999) sieht in diesem Konzept eine Möglichkeit der Anwendung im Bereich der digitalen Fernerkundungsdaten: *„Ein objektorientiertes Paradigma, gegründet auf diese Prinzipien der Vererbung, Datenverkapselung, objektbezogen anwendbaren Methoden etc. könnte bei der Strukturierung von Daten bei Bildanalyseabläufen hilfreich sein“*.

Zur Simulation eines umfassenden Systems hat sich eine Modulararchitektur (Genutzt in Fallstudie 2A) als zielführend erwiesen. In der objektorientierten Bildanalyse wird unter einem Modul eine Sammlung von Handlungsanweisungen (Prozeduren) verstanden, die zur Ausweisung bestimmter Objektklassen führen. Bei der Definition eines Moduls stützt sich diese Arbeit auf die Terminologie, wie sie von RUMBAUGH (1991) beschrieben wurde:

1. Ein Modul ist ein logistisches Konstrukt zur Gruppierung von Klassen und Assoziationen und zur Generalisierungen.
2. Ein Modul liefert eine selektive Sicht auf die Situation. Ein Objektmodell beinhaltet ein oder mehrere Module.
3. Module erlauben die Zerlegung eines Modelobjekts in handhabbare Teilgrößen

Ein Modul ist also in der Lage, die möglichen Klassen, die Ebenen, Abfragebeziehungen und den Ablauf der Klassifizierung vorzubestimmen. Die zweckmäßige Auswahl von Modulen zur

Simulation eines Systems wird als einer der wichtigsten Schritte angesehen und trägt bereits maßgeblich zur Lösung bei. Beim Modular-konzept kann das gleiche Objekt verschiedenen Modulen angehören. Im Forstbereich etwa kann ein Nadelholzbestand über Module zur Ausscheidung „offen bestandener Vegetation oberhalb 1500 m Höhe“, „alpiner Waldbestand“, „gering kommerziell genutzte Flächen“, etc. erfasst werden.

Die mehrschichtige Modellierung räumlicher Objekte ist in GIS-Werkzeugen sehr verbreitet. In der Fernerkundung dagegen ist ein Vorgehen auf verschiedenen Auflösungs- und Aggregationsebenen bisher weniger gebräuchlich. Das neue Konzept der ArcInfo-GIS-Software Version 8 zeigt bereits erste Ansätze, die Einschränkungen geo-relationaler Modelle mit klassischer Punkt-, Linien- und Polygonstruktur (ARONOFF, 1995) zu überwinden und durch das objektorientierte Datenmodell zu ersetzen. Darauf weist das folgende Zitat auf der Website des Herstellers ESRI hin:

The georelational data model has served GIS users well for many years because of its flexibility, extensibility, and good performance. However, this approach has limitations for modeling the richness of geographic objects, and it cannot be easily extended to support user- or domain-specific features. To try to address these problems, object-based data models were introduced. These allow the state and behavior of objects to be modeled in an integrated way in a GIS. The state of an object can be thought of as the properties or attribute data of an object. The behavior is the methods or operations that can be performed on an object. (<http://www.esri.com/news/arcnews/winter9899/articles/01-arcinfov8.html>)

3.5. Objektorientierte Bildanalyse

Die objektbasierte Analyse stützt sich auf eine lokale ‘kohärente/homogene’ Pixelgruppe oder ein sogenanntes ‘Bildobjekt’. So kann das Bildobjekt den Kontext (z.B. die Topologie) der Pixelpopulation berücksichtigen. Der Unterschied zwischen dem *Pixelkontext*, z.B. der Nachbarschaft erster Ordnung (CORTIJO, 1998), welche die Pixeltopologie beschreibt, und der breiteren Topologie der Nachbarschaft von *Pixelpopulationen* (Bildobjekten) ist hervorzuheben.

Das Bildobjekt kann als 4. Attribut eines Pixels angesehen werden, das die Frage „zu welcher (räumlichen) Pixel-Population gehört dieses Pixel“ beantwortet. Folglich resultiert die Registrierung der Nachbarschaft in der Erstellung einer relationalen Datenbank, die das Bild - (ober-)objekt als einen Satz von Unterobjekten und als Mitglied benachbarter Objekte beschreibt, welche ein *übergeordnetes* oder „*Super-Objekt*“ auf einer (in diesem Fall) höheren hierarchischen Ebene bilden. Die traditionelle Bild-Analyse im spektralen Merkmalsraum ist weiterhin wichtige, aber nicht mehr alleinige Entscheidungsgrundlage der Bildanalyse.

3.5.1. Entwicklung des Bildobjekt-Konzeptes in den letzten Jahrzehnten

Die menschliche Betrachtungsweise tendiert dazu, ein Bild in einheitliche Bereiche zu untergliedern und diese dann bei Interesse sorgfältiger zu charakterisieren (GORTE, 1998). Die Unterteilung der Bilder erfolgt intuitiv. Die klassischen photogrammetrischen Analysen basieren auf der visuellen Interpretation von Farbe und Textur sowie Größe und Form (LOETSCH & HOLLER, 1973, STELLINGWERF ET AL., 1986). Das Erfassen der Bildinhalte folgt der oben beschriebenen intuitiven und abgestuften Betrachtungsweise. Bei der Entscheidungsfindung „springt“ die menschliche Wahrnehmung durch diese unterschiedlichen Maßstabsebenen, wobei die gesamte Umgebung, aber auch die Einzelheiten in einer sich wiederholenden Weise wahrgenommen werden. Bei den üblichen Auswertungen im Forstbereich werden Luftbilder im Bildmaßstab

zwischen ca. 1:15.000 bis 1:5000 genutzt. Das Ziel der Auswertungen ist die Charakterisierung und Gliederung von Wäldern, die im Sinne dieser Studie geophysische Geländeobjekte mit einer typischen hohen inneren Variabilität darstellen.

Die Fähigkeit des ‚menschliches Sehens‘, auf verschiedenen Maßstabebenen die Dinge als gleich wahrzunehmen, stellt eine große Herausforderung an die automatische/mechanische Umsetzung dar. Die bevorzugte Strategie bei der automatischen Bildanalyse ist es, die Interaktionen zwischen dem ‚Erfassen‘ durch das menschliche Auge und dem ‚Wahrnehmen‘ durch das menschliche Gehirn zu modellieren. Im Gedankengebäude der ‚objektbasierten‘ Betrachtungsweise dieser Studie sind Bäume, Bestandeslücken, Schatten und auch der Waldbestand geophysische Geländeobjekte. Dabei stellt ein Waldbestand allerdings ein Objekt auf einer höheren hierarchischen Ebene der Aggregation dar und bezieht sich in dieser Studie auf eine kleinere Maßstabebene. Der Waldbestand stellt also eine Aggregation von Elementen oder Elementstrukturen im Sinne von GOUGEON (1996) dar. Die Beschreibungen verschiedener ‚Objekte‘ dienen danach dazu, ein geophysisches Geländeobjekt im Sinne von JANSSEN (1994) mit einem Modell in Beziehung zu setzen, das dazu verwendet werden kann, das menschliche Wahrnehmungsvermögen in einem digitalen Analyseprozess zu simulieren. Auf diese Weise wird der Bau eines Landschaftsmodells möglich.

3.5.2. Segmentierung und Klassifizierung

Die Fernerkundung liefert eine zweidimensionale Flächenprojektion einer Landbedeckung auf das Geoid. Bei Daten vom Typ Landsat (HR-Typ) sind der Abbildungsmaßstab und die Erdkrümmung so dimensioniert, dass das Bild eine Projektion einer annähernd zweidimensionalen Oberfläche ist. Georeferenzierte und verbesserte Satellitenbilder mit Annotationen können als Alternative zu einer topographischen Karte dienen. Diese Situation unterscheidet sich sehr von Bildern im medizinischen und industriellen Umfeld, wo Objekte sich deutlich von ihrem Hintergrund unterscheiden. Bei der Fernerkundung der Erdoberfläche kann nicht zwischen Untersuchungsobjekt und Hintergrund unterschieden werden. Mehr noch, der Hintergrund ist typisches Merkmal von Objekten. Wichtig ist in diesem Fall, dass bei der Identifizierung von Objekten der Erdoberfläche, diese von ihrer Umgebung unterschieden werden müssen und dass ein logischer Zusammenhang zwischen Objekt und seiner Umgebung besteht (topologischer Zusammenhang), der bei industriellen Objekten nicht gegeben ist.

Verfahren zur automatischen Objekterstellung aus Rasterdatensätzen nutzen den Weg der Bildsegmentierung mindestens seit Mitte der 70er Jahre (LANDGREBE 1976). Die Logik hinter der Segmentierung ist das Vorhandensein hoher spektraler (Auto-) Korrelation zwischen benachbarten Pixel. Dies rührt von der scheinbaren Homogenität eines ‚Objektes‘ im Verhältnis zu der räumlichen Auflösung des Sensors her. Die Segmentierung liefert daher einen Eindruck vom räumlichen Kontext der Pixel. Bei dem, mit Daten des Landsat-Typs (HR-Daten) erzielbaren, Kartierungsmaßstab und dem daraus resultierenden Verhältnis zwischen Sensorauflösung und ‚beobachtetem Objekt‘ war es nicht notwendig, den räumlichen Kontext mit einzubeziehen, um annehmbare Ergebnisse zu erzielen. Die traditionellen (pixelbasierten) Klassifikationsverfahren waren ausreichend um die benötigten Information für die Kartierung von Oberflächenklassen zu extrahieren und damit den Anforderungen der traditionellen Kartographie zu genügen.

Eine wichtige, wenn auch nicht zentrale Rolle bei der Beschränkung auf die pixelbasierte, statistische Analyse von digitalen Datensätzen hat sicherlich auch das Speicherplatzproblem gespielt, das eine der größten Einschränkungen bis Mitte der 90er Jahre darstellte. Die Bedeutung des Speicherplatzproblems bei der Bearbeitung von digitalen Datensätzen, wird durch die Aussage

von HABERÄCKER (1995) unterstrichen, der den Wechsel von der pixelorientierten zur tabellenorientierten Analyse als wichtigsten Schritt zur Datenreduktion herausstellt. Ebenfalls genannt werden Lauflängenkodierung und Entscheidungsbäume als weit verbreitete Verfahren zur Datenkomprimierung.

3.5.3. Segmentierung und Datenbankausgabe

Die Schwachstellen des konventionellen pixelbasierten Ansatzes, dem die Möglichkeiten fehlen, räumliche Abhängigkeiten zwischen Objekten zu beschreiben, waren bereits in den 70er Jahren bekannt (KETTIG & LANDGREBE, 1976). Bei LANDGREBE (1976) werden „Objekte“ als ein Ergebnis der Segmentierung erwähnt; auch wird auf die wichtige Rolle tabellarisch geordneter Ergebnisse oder thematischer Karten als Ausgabeprodukt einer Segmentierung hingewiesen. Ein weiterführender Gebrauch des tabellarischen Ergebnisses, oder besser, einer Datenbank, die mit Bildobjekten über die Registrierung von Pixel-Anordnungen hinaus in einem wiederherstellbaren Format verbunden ist, ist ein Schritt, der anscheinend in vielen Segmentierungs-Algorithmen übersehen oder zumindest nicht in seinem vollen Umfang ausgeschöpft wurde.

Im Bereich industrieller Anwendungen ist in den 80er und 90er Jahren eine beständige Weiterentwicklung der Segmentations-Algorithmen zu verfolgen, wobei auch der „fuzzy set“ Theorie Aufmerksamkeit geschenkt wurde (HABERÄCKER, 1995). Im Gegensatz hierzu war Segmentierung im Bereich der Erdbeobachtung kein zentrales Thema und wurde dementsprechend lediglich in kleinen experimentellen Gruppen bearbeitet.

In den frühen Studien von GORTE (1995) wurden auf Entscheidungsbäumen basierende Bild-Segmentierungen genutzt, um Klassifikationsergebnisse zu verbessern. Mit einer zusätzlichen Tabellenausgabe schafft GORTE (1998a) eine Grundlage für den Austausch zwischen GIS und Fernerkundung. Die objektorientierte Klassifikation ackerbaulicher Parzellen wurde in der Arbeit von JANSSEN (1994) untersucht. Der geringe Datenbank-Integrationsgrad der Standardsoftware von Arc/Info (ESRI) und ERDAS behinderte damals seine Forschungsarbeiten. Bis in die jüngste Zeit werden die Unterschiede in den Datenbanken und Datenbankstrukturen zwischen GIS und Fernerkundung als hinderlich für eine umfassende räumliche Analyse beschrieben (nach VOSER, 1999). Dabei ist der ‚Reichtum‘ an Information nur verfügbar, wenn der Zugriff auf die implizite Information möglich ist. So schreibt SESTER: *‘In einer GIS- Datenbank, in der Merkmale räumlicher Objekte abgelegt sind, ist neben der expliziten Information der Objektmerkmale auch implizite Information vorhanden‘* (SESTER, 2000). Auf ein forstliches Beispiel übertragen könnte das heißen: *‘Wenn in der GIS-Datenbank die Latschenbestände in einer Höhenlage von 1200 bis 1900 Metern vorkommen‘*, gilt nicht automatisch die Regel: Objekt ‚A‘ mit Spektralmerkmal ‚Latsche‘ kann nur Latsche sein in Höhe oberhalb 1200 Meter‘.

3.5.4. Segmentierung und Klassifikation

Die Studie von FLACK (1996) weist auf die Notwendigkeit des Einbezugs von Kontext-Information sowie der synergetischen Nutzung von GIS- und Fernerkundungs-Daten hin, wenn hyper-spektrale oder sehr hoch auflösende (VHR) Daten bearbeitet werden sollen. FLACK beschreibt den Zusammenhang von Segmentierung und Klassifikation wie folgt: *“Die Klassifizierung eines Gebildes hängt vom Kontext ab, in den es eingebettet ist. Den Kontext eines Gebildes festzulegen hängt jedoch von der Fähigkeit ab, ähnliche Gebilde gruppieren zu können, was folglich eine Art der Klassifizierung bedeutet. Letzteres ist das Segmentierungs-Problem”*

(FLACK, 1996). Damit wird deutlich, dass Segmentierung nicht ausschließlich als Vorprozessierungsschritt für die nachfolgende Klassifikation betrachtet werden darf. GORTE (1998B) weist darauf hin, dass Segmentierung und Klassifikation in mehreren iterativen Schritten durchzuführen sind, um optimale Ergebnisse zu erzielen.

Die Ähnlichkeit zwischen Segmentierung und Klassifizierung wird in der Arbeit von SCHNEIDER & STEINWEDER (1999) herausgestellt. Die pixelweise Klassifizierung der Objekte einer Szene wird als ein Sonderfall der Objektklassifizierung beschrieben, bei der die einzelnen Pixel als Objekte betrachtet werden. SCHNEIDER & STEINWEDER sehen keinen konzeptionellen Unterschied zwischen Klassifikation und Segmentation. Eine pixelweise Betrachtungsweise der zu klassifizierenden Objekte einer Szene kann daher für bestimmte Anwendungszwecke durchaus sinnvoll sein. Der entscheidende Schritt vorwärts, der von SCHNEIDER et.al. (2000) als Paradigmenwechsel zur Diskussion gestellt wurde, ist der, dass beim **eCognition**-Verfahren für jedes bei der Segmentierung entstandene Objekt eine tabellarische Auflistung der Objektmerkmale ausgegeben wird. Die nachfolgende Klassifizierung ist das Ergebnis einer Abfrage dieser Datenbank, die nach bekannten SQL-Regeln erstellt und auch Fuzzy Logic Regeln (s.a 3.6.4) einbinden kann.

3.6. Begriffserläuterungen und relevante Verfahren in der Bildanalyse

3.6.1. Der „Merkmals“ – Begriff in der objektorientierten Analyse

Der Begriff ‚*Merkmal*‘ (englisch: feature) hat unterschiedliche Bedeutung in GIS und Fernerkundung. Selbst in der Fernerkundungsliteratur wird der Begriff ‚Merkmal‘ unterschiedlich eingesetzt. So wird der Begriff *Merkmalsextraktion* für Operationen im Bildbereich (image domain) aber auch im spektralen Merkmalsraum (spectral feature space) genutzt. Im Bildbereich werden etwa spektrale Sprünge für die Extraktion von Kanten-, Linien- und oder auch Punktmerkmale durch Filteroperationen genutzt. Im spektralen Merkmalsraum werden spektrale Signaturen („Merkmale bestimmter Klassen“) zur Klassenbildung verwendet. Von Merkmalsextraktion im spektralen Bereich wird aber auch gesprochen, wenn anhand einer Hauptkomponentenanalyse diejenigen Bänder ausgewählt werden sollen, die den höchsten Informationsgehalt bezogen auf die zu lösende Aufgabe versprechen (SCHOWENGERD, 1997). Zusätzlich taucht der Begriff „feature“ auch im Zusammenhang mit der Suche geometrisch und /oder spektral bekannter Objekte in Bildmaterial auf, etwa, wenn im kartographischen oder militärischen Umfeld nach physischen Objekten wie Brücken, Häusern oder auch Panzern gesucht wird. Im deutschen Sprachgebrauch fällt diese Art der Bildanalysen aber eher unter den Begriff „Objekterkennung“ und bezeichnen einen Vorgang, bei dem Objekte im Bild anhand bekannter Schablonen wiedergefunden werden sollen (im englischen auch „template matching“).

Im Verfahrensablauf einer objektorientierten Bildanalyse muss zwischen Bildmerkmalen und Objektmerkmalen unterschieden werden. Bildmerkmale, etwa spektral oder textuell homogene Bereiche, werden zur Segmentation genutzt. Die dabei gebildeten „Objekte“ werden durch Objektmerkmale beschrieben. Wie aus dem GIS Bereich bekannt, sind diese Objektmerkmale als Attribute lokalisierter Objekte zu verstehen und werden in Datenbanken verwaltet.

3.6.2. Daten-Fusion

Geowissenschaften und Fernerkundung bezeichneten 1995 die Datenfusion als künftiges strategisches Feld. WALD (1999) fordert, dass sich „*image fusion*“ auf die Simulation von Sensoren konzentrieren solle. Ziel der Fusion von Bilddaten unterschiedlicher Auflösung ist die Ableitung multispektraler Bilder, die die hohe räumliche Auflösung des panchromatischen Bildes bieten. Das bestmögliche Ergebnis eines derartigen Prozesses wäre ein Bild, das mit dem Bild übereinstimmt, welches der multispektrale Sensor aufgenommen hätte, besäße dieser die hohe Auflösung des panchromatischen Sensors (STEINNOCHER, 1999). Ein derartiges Bild würde es ermöglichen, mindestens all die Objekte zu unterscheiden, die auch im panchromatischen Bild erkannt werden können. Eine (hinreichende) Annäherung an das gewünschte Ergebnis könnte erzielt werden, indem zunächst die Objekte aus dem panchromatischen Bild extrahiert und dann mit der entsprechenden durchschnittlichen multispektralen Information „gefüllt“ werden.

Der Nachteil dieser Methode, mehrere Bilder miteinander zu verschmelzen, liegt darin, dass ein durchgängiger Satz von Objektgrenzen erforderlich ist. Obwohl die Forderung durch die Segmentierung des panchromatischen Bandes erfüllt werden kann, macht dies eine rechenintensive Vorprozessierung notwendig (STEINNOCHER, 1999). Eine solche rechenintensive (Vor-)Verarbeitung stellt, mit den neuesten Hardware- und Softwareentwicklungen, keinen maßgeblichen Engpass mehr dar. Bei der Bildfusion geht es nicht nur um die Grauwertevertellung der ursprünglichen Bilder, auch Analyseprodukte wie der **Normalized Difference Vegetation Index** (NDVI, BARRETT & CURTIS, 1992) können in die Bildfusion übernommen werden. Ein typischer, aus den Daten des panchromatischen Kanals ableitbarer und im Klassifikationsverfahren nutzbarer Parameter ist zum Beispiel das Ergebnis eines Texturfilterdurchlaufs. Dieses Ergebnis kann am Bildschirm dargestellt werden, ist aber auch ein wichtiger Parameter zur Beschreibung der Objektklasse.

Eine objekt-abhängige Einschränkung dieses Ansatzes ergibt sich allerdings aus der Tatsache, dass die Varianz der multispektralen Daten nicht immer mit dem panchromatischen Band korreliert. Die Objekt-Rekonstruktion sollte daher nicht allein auf dem panchromatischen Band basieren. Man sollte auch beachten, dass dieses verbesserte Bild nicht nur für die Visualisierung sondern auch in der Analyse verwendet werden kann. Daher ist notwendig, zwischen der Videoausgabe und der „Information“, die aus einem zusammengesetzten Bild für ein bestimmtes (Wald-) Problem hergeleitet werden muss, zu unterscheiden.

3.6.3. Textur Analyse

Viele Publikationen befassen sich mit dem Thema der Bildtextur, wobei nur ein Teil davon auf die typische Problematik digitaler Fernerkundungsdaten eingeht. Der Begriff der visuellen „Textur“ ist noch immer einer der am schwersten fassbaren Begriffe in der Computer-Bildverarbeitung (HARVILLE 2000) Die umfangreiche Literatur, die zu diesem Thema existiert, kann allerdings nur dann auf Fragestellungen der Erdbeobachtung angewendet werden, wenn die Texturbestimmung mit Objekterkennung, Klassifikation und auch Bildsegmentierung (HARVILLE, 2000) verbunden werden kann. SMITH (1999) schreibt;“ *Trotz des Fehlens einer allgemein anerkannten Definition von Textur stimmen Wissenschaftler in zwei Punkten überein. Erstens, innerhalb einer Textur besteht eine signifikante Abweichung in den Intensitätshöhen zwischen nahe beieinander liegenden Pixel; das heißt am Auflösungslimit herrscht Nicht-Homogenität. Zweitens stellt die Textur eine homogene Eigenschaft dar, die mit einem räumlichen Maßstab zusammenhängt, der größer ist als die Auflösung des Bildes*“.

Die Textur ist ein grundlegendes Charakteristikum bei Bildanalysen (SMITH, 1999) und als Oberflächenmerkmal unter „textureller“ Signatur bekannt (SCHNEIDER & MANAKOS, 2000). Für Anwendungen zur Landnutzung liefert die Arbeit von HARALICK (1979) wichtige Hinweise. HARALICK vergleicht statistische und strukturelle Verfahren mit der textuellen Bildbeschreibung. Etabliertes und erfolgreich in der praktischen Anwendung eingesetzter Bestandteil traditioneller Bildanalyse-Ansätze ist die Methode der sogenannten Graustufen-Ereignis-Matrizen (engl. **Grey Level Co-occurrence Matrices = GLCM**) (nach MUSICK .1990, STEINNOCHER 1997). GLCM werden mit Hilfe einer Filteroperation berechnet. In dieser Studie wurden sogenannte First Moment und Second Moment Filter genutzt. Diese Filter werden in der ENVI-Software wie folgt beschrieben: *„Diese Moment-Operatoren wie etwa erstes und zweites Moment-Optionen sind einfache Texturmaße, die die Momente des Graustufen-Histogramms des Bearbeitungsfensters nutzen „* (siehe RUSS, 1992). Das erste Moment ist ein Maß des Kontrastes in einem Bild, das zweite Moment ein Maß der Homogenität. In der anfänglichen Entwicklung der, auf Texturmerkmale beruhenden, Bildanalysen konzentrierten sich die Methoden auf illustrierende Bilder. GLCM, gewonnen aus Statistiken zweiter Ordnung, sind empfindliche Filter-Tools, um die Textur eines Bildes in Form einer Bitmap zu beschreiben.

3.6.4. Anwendung von Fuzzy Logik

Traditionellerweise folgte der Gebrauch von Klassen in thematischen Karten der klassischen Mengenlehre (*classical set theory*), in welcher von jedem Standort in der Landschaft angenommen wird, dass er zu einer einzigen thematisch definierten Klasse gehört. Von diesen Kartenklassen wird angenommen, dass sie sich gegenseitig ausschließen. Kategorien oder Mengen, auf die diese Bedingungen zutreffen, werden als eindeutige Mengen bezeichnet (WOODCOCK, 2000). Diese Darstellung geographischer Information kann komplexe Situationen nur unzureichend wiedergeben. Das komplexe Verhalten geographischer Information wird dann unvollständig behandelt, wenn die natürliche Komplexität und Unschärfe der Klassenabbildung bzw. ihre Überschneidung nicht berücksichtigt werden. In der natürlichen Umwelt sind „eindeutige“ Grenzen eher die Ausnahme als die Regel. So eine Ausnahme wäre etwa die diskrete See/Land Grenze. Aber auch diese Grenze wird fließend, wenn man an Überschwemmungsbereiche mit ihrer temporären Zugehörigkeit zu der einen oder anderen Klasse, an Röhrichtbestände in der Uferzone, mit oft nicht eindeutig festlegbarer Grenze zwischen Land- und Wasserschilf, etc. denkt. Noch deutlicher wird dieses Beispiel im Falle natürlicher Flussufer. Sind die, im Hochsommer trockengefallenen, Kies und Sandbänke zum Fluss oder zum Land zu zählen ? Wie definiert man einen Mischbestand im Forst ? Die Festlegung auf einen Wert von maximal 20% Nadel oder Laubanteil für einen „reinen“ Bestand ist eher willkürlich.

Wie obige Beispiele verdeutlichen, sind klare Grenzsetzungen in den thematischen Kartenwerken auf gutachterlich getroffene, i. d. R. nicht-lineare, Einschätzungen eines Experten zurückzuführen. Dabei kann ein scheinbar unbedeutendes Merkmal großen Einfluss auf die menschliche Wahrnehmung ausüben. Dieses gilt umso mehr, als der photogrammetrische Interpret mit einem nahezu kontinuierlichen Bildraum konfrontiert ist.

Digitale Datensätze sind diskrete Funktionen, und daher sollten diskrete mathematische Regeln gelten. Um menschlichen Entscheidungen bei Computer gestützten Analysen nahe zu kommen, sind die Boolean-Logik-Regeln ein wirksames Werkzeug, um die Zugehörigkeit zu Klassen oder Teilmengen vorzudefinieren. Wenn der Bildbereich als 2D-Kontinuum überwacht wird, sind diskrete Funktionen und allgemein angewandte Methoden mathematisch zwar vernünftig, kommen aber einer menschlichen Wahrnehmung nur unzureichend nahe, denn das

menschliche Urteilsvermögen schließt Ungenauigkeit mit ein (WOODCOCK, 2000). Diskrete Funktionen sind deshalb nicht ausreichend um der menschlichen nahe zu kommen.

Die Fuzzy-Set Theorie, entwickelt von ZADEH im Jahre 1965, stellt eine Möglichkeit dar, unscharfe Daten zu bearbeiten (STEFANAKIS, 1999). In ein Fallbeispiel von 3 Klassen mit ; „Nadelwald“, „Laubwald“ und „Mischwald“, kann die Klasse „Mischwald“ insgesamt nicht unbedingt besser bestimmt werden mit die Anwendung von ein objektbasierten Analyse unter Ausnutzung der Fuzzy_Logik Abfragen. Allerdings kann für *jedes* einzelne Objekt, das mit obiger Abfrage ausgewählt wird, die Zugehörigkeit zu *jeder* dieser drei Klassen genau bestimmt werden. Die Fuzzy-Reihen-Theorie ist somit als eine sinnvolle Erweiterung, keinesfalls jedoch als Ersatz der klassischen Reihen-Theorie zu verstehen. Dies ist insbesondere wichtig, wenn bestehende Regeln in neu zu entwickelnden Expertensystemen vereinigt werden sollen.

In dieser Studie werden durch den Gebrauch der **eCognition**-Software und entsprechend den Ideen von BAATZ und SCHÄPE (1999) Fuzzy-Zugehörigkeitsregeln in Hinblick auf Operationen in einem Merkmalsraum interpretiert. In diesem Fall werden Fuzzy-Entscheidungskurven über eine $N^*(1\text{-dimensionale})$ Reihe von Merkmalsraumachsen gelegt. Mathematisch betrachtet sind die Fuzzy-Entscheidungskurven aufgespannt in einem N-dimensionalen Merkmalsraum (s.a. Abbildung 3.6-1 mit $N=2$), dabei bilden die Fuzzy-Entscheidungskurven ein Hyper-Polygon (in der Abbildung 3.6-1 eher ein Box mit Projektionskante A,B,C oder A,B,D wenn die abhängige Achse $Y = -X$ mitzählt). Das Hyperpolygon ist hier als Variante der Standardellipse zu verstehen, die üblicherweise um die Pixelwolke gelegt wird.

Fuzzy-Kurven sind dabei sowohl anwendbar als Entscheidungshilfe im spektralen Merkmalsraum (feature space) als auch bei der Gestaltung von Datenbankabfragen (SQL in GIS). In der Abbildung 3.6-1 werden die „Fuzzy Kurven“ anhand der Histogramme der Pixelverteilung auf den Original, bzw. den transformierten Achsen berechnet. Bei Schiefelage der Pixelwolke ist auch eine Abweichung von der Gauss'schen Normalverteilung möglich. Die Abbildung 3.6-1 zeigt lediglich das Prinzip. In den Fallstudien wird gezeigt, wie die Kurven angewendet werden.

Klassifikation über abhängige Achsen

Der Maximum Likelihood Klassifikator nutzt Mittelwert, Standardabweichung und Mahalanobis Abstand um eine Ellipse zu bilden. Damit ist der ML Klassifikator vom statistischen Standpunkt aus, der „beste“ Klassifikator. Der ebenfalls sehr häufig genutzte, da weniger Rechenzeit beanspruchende, „Box Klassifikator“ hat den Nachteil, bestimmte Klassen, die sich „perspektivisch“ überdecken, nicht trennen zu können (s. Abbildung 3.6-1, Klassen E0 und E1). Bei Einführung einer zusätzlichen, abhängigen Achse $Y = -X$ sind die Punktwolken E0 und E1 trennbar (Mündl. Mitteilungen A. SCHÄPE, 1998).

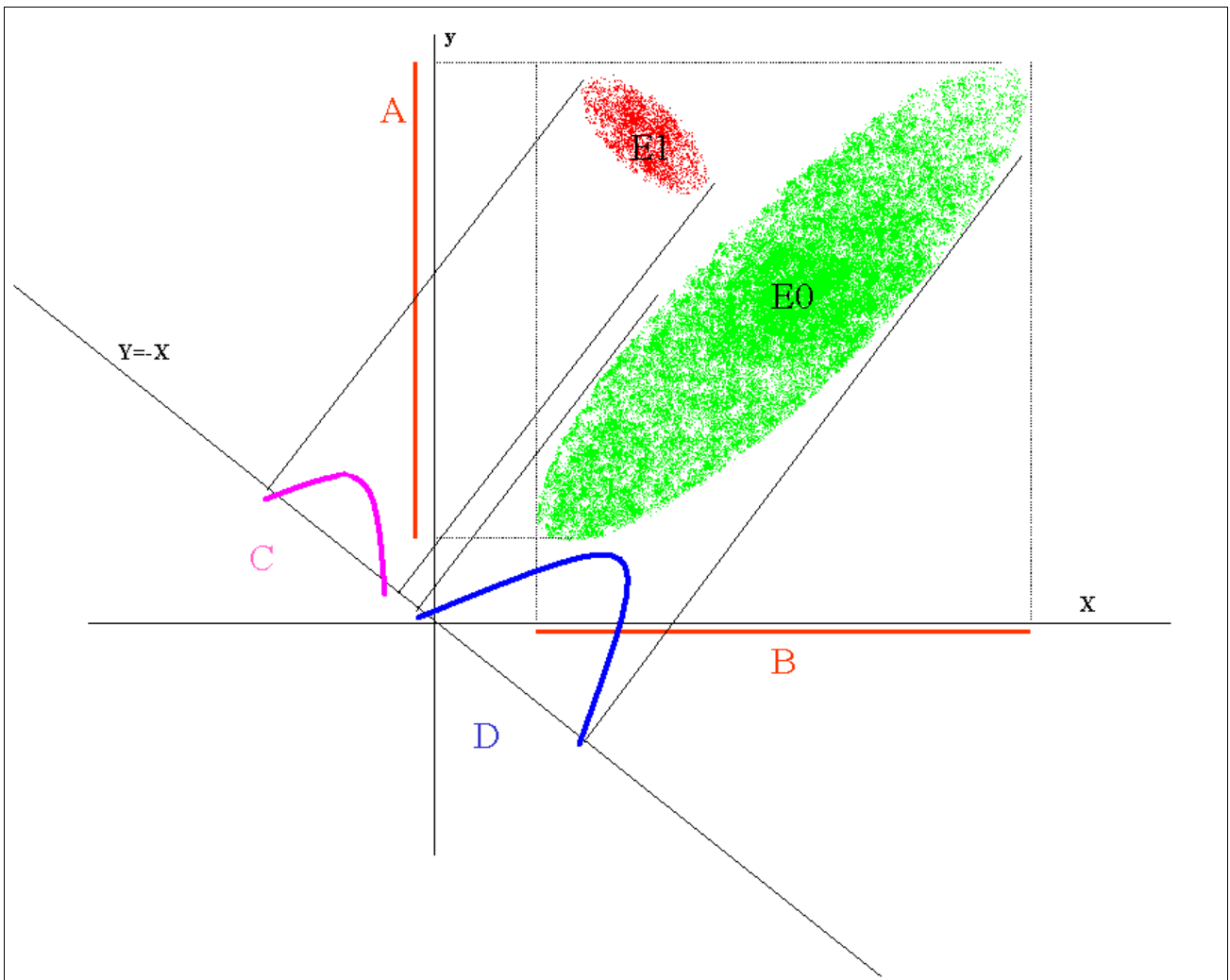


Abbildung 3.6-1 Prinzip der Klassifikation mit Hilfe abhängige Achsen.

Linie A ist die Projektion von E0 auf Y

Linie B ist die Projektion von E0 auf X

In Beide ist die Pixelwolke der Klasse E0 nicht trennbar von E1 mit Hilfe einer ,Box-Klassifikator.

Linie C ist die Projektion von E0 auf $Y = -X$

Linie D ist die Projektion von E0 auf $Y = -X$

Über die Abhängige Achse $Y = -X$ sind Beide Klassen trennbar.

Fuzzy Query

Es besteht ein grundlegender Unterschied zwischen Wahrscheinlichkeit (*probability*) und Fuzzy-Zugehörigkeit (*fuzziness*). Ein Objekt X, das mit einer Wahrscheinlichkeit von 90 % zur Klasse B gehört, besitzt gleichzeitig auch eine 10 %-ige Wahrscheinlichkeit, nicht zu B zu gehören. 90%-Fuzzy-Mitglied von B zu sein bedeutet, dass die Attribute des Objekts X zu 90 % denen von anderen Objekten in der Klasse B gleichen. Das zu erwartende Verhalten dieses Objekts X ähnelt sehr dem von anderen Objekten von B, daher wird sich das Objekt so verhalten „als wäre es B“. Ob „B oder nicht-B“ vorliegt kann dennoch nicht ausgesagt werden. Beim russischen Roulette besteht eine 1/6 Wahrscheinlichkeit, getötet zu werden. In fünf von sechs Fällen wird man ohne

jeden Kratzer davonkommen, den sechsten Fall überlebt man nicht. Der Beschuss mit einem Fuzzy-Gewehr führt in jedem Fall zu 1/6 Invalidität.

Von Interesse für die vorliegenden Untersuchungen ist, wie sich die Unterschiede zwischen Fuzzy Logik und SQL -Abfrage konkret auswirken . Dieses lässt sich am besten anhand eines Beispiels verdeutlichen. Es wird die Datenbank-Abfrage formuliert:

„Wähle aus der Tabelle die Grauwerte >10 und $=<50$ und Grauwerte ≥ 50 und <100 “.

Im Fuzzy-Logik Query Modus werden zwei Gruppen zu erkennen sein, wobei in den Fuzzy-Kurven die Grauwerte bei etwa 35 und 60 eine höhere Zugehörigkeit aufweisen (Abbildung 3.6-2). Die Werte nahe um 50 fallen im Ergebnis weg, weil ihre Zugehörigkeit unter den gewählten Grenzwert abtaucht.

Im SQL-Modus wird sich das Ergebnis diese Abfrage nicht von der folgenden Abfrage unterscheiden:

„Wähle von der Tabelle die Grauwerte >10 und <100 “.

Die Werte um 50 werden Teil der Lösungsmenge sein.

So könnte z.B. Eichenbestände den Infrarotwert ein Optimum in 35er Bereich aufweisen. Bei einem zweiten Austrieb im Spätsommer könnten einige Eichenbestände ihr Spektraloptimum in den 60er Bereich verschieben. Links und Rechts dieser Histogrammwerte ist mit Merkmalen andere Laubbäume (Beimischungen) zu rechnen.

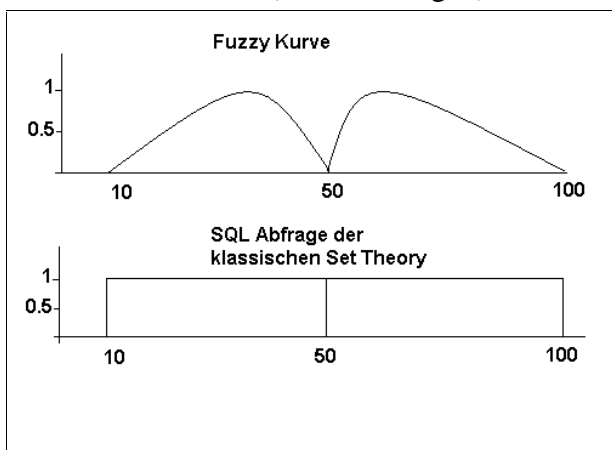


Abbildung 3.6-2: Die Fuzzy Abfrage an der Grauwerttabelle ergibt höhere Zugehörigkeitswerte für den 35er und 60er Bereich. In der SQL Abfrage ist kein Unterschied vorhanden.

Vom „Klassen“ zum „Objekt“ Ansatz in der Bildanalyse

Der erste Schritt bei der digitalen Erfassung eines Geländeausschnittes führt zum Aufbau einer Datei. Die Extraktion von Informationen über eine Computer gestützte Analyse erfolgt über die Sortierung der abgespeicherten Pixelwerte in Gruppen. Jede Gruppe kann durch eine Gruppenstatistik beschrieben werden. Werden diese Gruppen nach räumlichen Kriterien gegliedert entstehen räumliche „Objekte“. Werden sie nach dem Grauwert sortiert, entstehen „Klassen“. Letztere können, müssen aber keinen räumlichen Bezug haben. Werden „Klassen“ aus multispektralen Datensätzen erstellt, können Merkmalsbereiche überlappen. Klassen lassen sich nahezu immer statistisch auswerten, worauf die klassischen, statistischen Bildanalyseverfahren aufbauen. Bei Objekten ist es durchaus möglich, dass aus der Gesamtmenge von bspw. 300 Pixel, nur 4 räumliche „Objekte“ entstehen. Auf Basis von 4 Objekten ist keine statistische Auswertung möglich. Räumlich abgegrenzte „Objekte“ sind dafür zumindest in ihrer Position in der Fläche *einmalig*. Dieses exklusive Information nutzen objektorientierte Ansätze der Bildanalyse um Entscheidungen zu treffen. In vorliegender Pilotstudie wird das objektorientierte Verfahren der Firma DEFiNiENS genutzt, dessen Methodenpool nachfolgend vorgestellt werden soll.

4. Der eCognition Methodenpool

Der eCognition-Ansatz gründet sich auf eine hierarchische, semantische Vernetzung von Bildobjekten. Das erlaubt die Anwendung eines Konzepts, das zwischen sogenannten „Objektprimitiven“ (*Image Object Primitive*, z.B. die Baumkronen) und „nutzerdefiniert sinnvollen Objekten“ *Objects of Interest* wie Baumgruppen, Beständen, etc. unterscheiden kann. *Object Primitives* sind Ergebnisse eines Segmentierungsdurchlaufs; nur im Idealfall sind sie bereits mit geophysischen Objekten zur Deckung zu bringen. Sollte etwa ‚Wald‘, klassifiziert werden, sind unter ‚Bildprimitiven‘ die Kronenbereiche, Schatten der Kronen u.a. zu verstehen.

Demgegenüber sind die *Objects of Interest* eine Aggregation von *Object Primitives*, basierend auf der Fachkenntnis des Nutzers über das Untersuchungsgebiet und über die semantischen Zusammenhänge zwischen den Objekt Primitiven. Im Wald sind das etwa Baumgruppen oder Verjüngungsflächen, die einen Bestand im forstlichen Sinne ausmachen. Die hierarchische Anordnung ist am besten mit Hilfe eines modularen Aufbaus zu strukturieren. Die Merkmale der Bildobjekte, wie z.B. die Varianz der panchromatischen Werte, die Charakteristika der Textur und die spektralen Charakteristika werden bei der Klassifizierung genutzt.

Mit der Entwicklung von eCognition konnten zwei grundlegende Defizite gelöst werden:

- die Forderung nach einer theoretischen Basis für die Formalisierung von Wissen in der objektbasierten Bildinterpretation wurde mit Hilfe von Fuzzy-Logic-Regeln in Verbindung mit einem semantischen Netzwerk erfüllt.
- Es ist gelungen, eine einheitliche Datenbankstruktur aufzubauen, die den maximalen Integrationsgrad für Raster- und Vektordaten ermöglicht.

Bei objektbasierter Analyse mit eCognition wird in der Regel zunächst eine Topologie der Objekte erstellt, ehe die Klassifizierung beginnt. Die Topologie erlaubt es, wissensbasierte Merkmale wie räumliche Nachbarschaft, Form, Länge der Grenze etc. der Klassifikation hinzuzufügen. **eCognition** bietet nunmehr die Möglichkeit, diese unter dem Namen „spectral confusion“ bekannte Mehrdeutigkeit der spektralen Signatur über Zusatzinformationen zu verringern. Bei der Analyse horizontaler (topologischer) Beziehungen („image domain“ nach LANDGREBE 1999) stehen die Nachbarschaftsverhältnisse (Kontext) im Vordergrund. An dieser Stelle ist die Schnittstelle zwischen Raster- und Vektordaten bei eCognition anzusiedeln. Polygone aus der GIS-Umgebung sowie Rasterobjekte der eCognition Segmentierungsschritte werden in das gleiche Objektformat umgesetzt und in der internen Datenbank registriert. Für die Zuordnung der aus dem Segmentierungsverfahren resultierenden Objekte in Klassen können dann zusätzliche, im digitalen GIS-Datenbestand verfügbare, thematische Daten herangezogen werden. Als Bindeglieder zwischen der Aussage der Fernerkundungsdaten-Analyse und dem GIS-Datenbestand wirken Regelwerke, welche die wechselseitigen Beziehungen formal beschreiben. Damit können „a priori“-Erwartungen für das Zutreffen einer Klassifikationsentscheidung berücksichtigt werden

Eine eCognition Analyse läuft wie folgt ab:

1. Ein fortgeschrittener Segmentierungs-Algorithmus weist Pixel aus verschiedenen Raster-Layern einer lokalen räumlichen Pixel-Population zu. Diese Population wird als Bildobjektprimitive (*Object Primitive*) bezeichnet. Es wird die Objekt-Topologie aufgebaut und in einer relationalen Datenbank registriert.
2. Die unterschiedlichen Bild- und GIS-Layer sind durch ihre Bildobjekte (mehrstufige Segmentierung) und topologische Beziehungen miteinander verbunden. Es wird ein semantisches Netzwerk erzeugt, welches sowohl in ihren horizontalen als auch vertikalen Eigenschaften der Nachbarschaft abfragbar ist.
3. Fuzzy-Logic-Entscheidungsregeln klassifizieren die Objekte. Dafür müssen formalisierte Abfragefunktionen aus Expertenwissen genutzt werden. Eine Klasse stellt dabei eine Gruppe von Objekten dar, die die gleichen ausgewählten Merkmale (Attribute) teilen.
4. Klassifizierte benachbarte Objekte werden anhand wissensbasiert aufgebauter Regelwerke zu den eigentlichen Interessensobjekten (Objekts of Interest) verbunden. Es entsteht ein Polygon-Layer. Die Attributtabelle dieser Ebene enthält alle statistischen Kennmerkmale dieser letztendlich interessierenden Objekte.

4.1. Segmentation mit Hilfe von eCognition

Das allgemeine Konzept der Segmentation mittels eCognition kann als eine Technik beschrieben werden, bei der Gebiete miteinander verschmolzen werden, die bestimmte Homogenitätskriterien erfüllen. Dabei werden „Verschmelzungskosten“ jeder theoretisch möglichen Verschmelzung hinzugeordnet. Diese „Kosten“ stellen den Grad der Übereinstimmung dar. Der Mindestgrad an Übereinstimmung wird vom Anwender vorgegeben. Zwei Hauptkriterien für die Segmentation von Daten mit Vielfachauflösung werden genannt (BAATZ, 2000):

- Entscheidungsheuristik, um die Bildobjekte zu bestimmen, die bei jedem Schritt verschmolzen werden;
- Definition einer Bildobjekt-Homogenität, um den Grad der Übereinstimmung von Bildobjektpaaren zu berechnen.

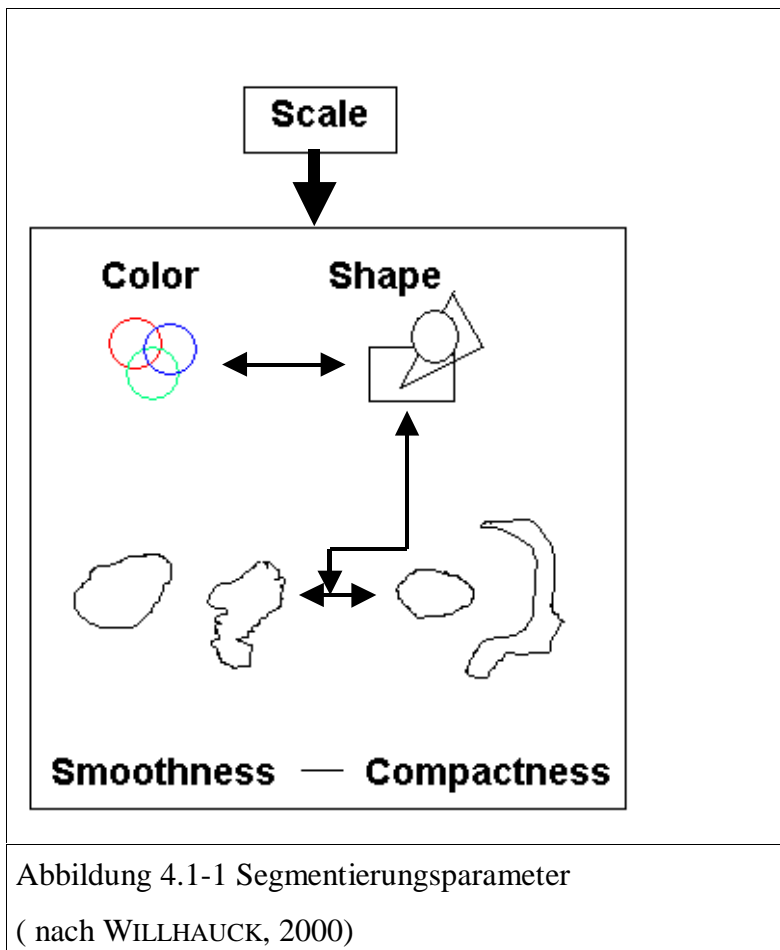
Für den Anwender ist es wichtig sich vorherein Gedanken zu machen über den art von Bildprimitiven und Bildobjekten er seine Analyse führen möchte. Dabei geht es um die Einstellungsparameter bei die Segmentierung, die öfters durch ‚Trial and Error‘ herausgefunden werden müssen.

Die Heterogenität eines Objektes wird durch drei Kriterien beschrieben:

- Die Summe aller Standardabweichungen innerhalb der Spektralwerte der Pixel eines Objektes. Sie ist ein Maß für die Einheitlichkeit der Farbwerte(Color)
- Die Standardabweichung des Umfangs eines Objektes vom Umfang eines Kreises gleicher Größe. Sie ist ein Maß für die Kompaktheit eines Objektes.
- Das Verhältnis der Kantenlänge des Objekts zur Kantenlänge des Rechtecks entlang des Rasters, welches das Objekt beinhaltet. Es ist ein Maß für die Glattrandigkeit des Objektes.

Die zwei Kriterien der Form sind etwas problematisch, da die Objekte in Rasterform dargestellt werden und so bei diagonalen Kanten eine Kantenverlängerung erfahren. Weiterhin ist der Umfang im Raster bei der Rotation eines Objektes nicht konstant. Dennoch sind sie am besten geeignet, um Heterogenität der Form darzustellen.

WILLHAUCK beschreibt die 5 Parameter, die variiert werden innerhalb ein Segmentationsprozess (Abbildung 4.1-1).



Über einen Größenparameter (Scale) kann auf die maximal zugelassene Heterogenität eines Objektes Einfluß genommen werden. Erhöht man den Parameter, so nimmt die Objektgröße zu.

Die Gewichtung der Homogenität wird durch die Faktoren Farbe („Color“) und Form („Shape“) festgelegt. Für „Shape“ wird zwischen „Smoothness“ und „Compactness“ gewichtet.

Das praktische Ergebnis eines Segmentationsprozesses besteht aus der Segmentierung homogener Regionen in gleich große „Stammfunktionen“, sobald kleinmaßstäbliche Faktoren für „Scale“ eingeführt werden. Im Vergleich zu vielen anderen Segmentierungsverfahren treten dabei auch Segmenten auf innerhalb sehr homogene Bereiche. Diese Technik kann sich bewähren, wenn eine Multi-Layer-Segmentierung durchgeführt wird. Sie unterscheidet sich aber deutlich z.B. von dem Vierfach-Baum-Segmentierungsalgorithmus (beschrieben durch GORTE, 1998).

4.2. e-Cognition, ein Werkzeug für die Analyse räumlicher Beziehungen

Obwohl die Eigenschaften der Bildverarbeitung in e-Cognition noch stark dominieren, entwickelt sich diese Software verstärkt in Richtung eines Programms zur räumlichen Analyse. Die Analysewerkzeuge ermöglichen dem Benutzer sowohl die standardmäßige Ausgabe des GIS- und Fernerkundungs-Datenbestandes in Form thematischer Karten als auch die Verarbeitung solcher Daten, die in traditionellen Verfahren bislang nicht bevorzugt abgefragt wurden. Die Intention von e-Cognition ist es jedoch nicht, traditionelle Analysen überflüssig zu machen, sondern vielmehr die Grenzen der Maßstabs- und Objektbereiche dieser Verfahren zu definieren.

Die herkömmlichen, multispektralen statistischen Ansätze sind für eine bestimmte Sensorauflösung in einem bestimmten Maßstabsbereich optimiert worden. Landsat-(HR) Daten, die in der Regel mittels *Maximum Likelihood* klassifiziert werden, liefern zufriedenstellende Ergebnisse für einen Maßstabsbereich um etwa 1:100.000. Für VHR-Daten (etwa 1:10.000) ist die objektbasierte Analyse mit Fuzzy Logic wesentlich erfolgreicher. Thematische Karten wie etwa ein 50m-Grid-Geländemodell können mit traditioneller, boolescher Logik, aber auch mit Fuzzy Logic in eCognition analysiert werden. Die in eCognition implementierten Module sind so konzipiert, dass ihr Einsatz durch den Datenmaßstab oder die Objektdimensionen nicht limitiert wird.

Das Hauptaugenmerk gilt dem Landschaftsprojekt, welches Bild- und thematische Landschaftsdaten umfasst. Die (Bild-)Objekte sind in eine mehrschichtige Landschaftsmatrix eingebettet, welche die ökotopologische Objektbeschreibung sowie die Modellierung der chorischen Landschaftsdimensionen (LESER, 1997) erlaubt. Art und Weise, wie bestimmte Ebenen im Landschaftsmodell erzeugt werden, hängen vor allem von der Herkunft der Daten ab, z.B. satellitengestützte Kartierungen, Punktdaten aus der Landesvermessung, administrative Grenzen etc. Eine auf verschiedenen Ebenen stattfindende multiskalare Landschaftsbeschreibung entspricht in besonderem Maße einem standardmäßigen GIS. Demgegenüber liegt der enorme Vorteil von e-Cognition in der Verfügbarkeit automatisch extrahierter räumlicher Objekte, hervorgegangen aus einer multi-layer Analyse.

4.3. Das Projekt in der Landschaftsanalyse

Jede Analyse-Sitzung beginnt mit der Gestaltung eines „Projektes“. Der Nutzer muss die zu untersuchenden Objekte (Objects of Interest) identifizieren und die thematischen Ebenen definieren, die benötigt werden, um das Landschaftsmodell aus miteinander verbundenen „Landschaftsobjekten“ zu konstruieren. Solche „nutzerdefiniert sinnvollen Objekte“ orientieren sich in der Regel an geophysischen Geländeobjekten, wie sie in der traditionellen Photogrammetrie verwendet und auch bei JANSSEN (1994) beschrieben werden. Sie repräsentieren Landbedeckungseinheiten ab einer zu definierenden Mindestflächengröße und sind durch eine exklusive Positionen in der Datenebene gekennzeichnet und identifizierbar. Diese Definition schließt Punkt- und Linienobjekte aus (z. B. Geodätische Punkte, Inventurpunkten, Eigentums- und Verwaltungsgrenzen, etc.); da solche GIS-Objekte als Objekttypen ohne Flächendimension definiert sind. Ein Landschaftsmodell anhand von „Objekten“ zu analysieren, bedeutet moderne Konzepte aus der Kartographie sowie objektorientierte Methoden aus der Informatik zu kombinieren.

Am deutlichsten zeigt sich dies in Fallstudie 2A. Dabei ist der Segmentationsablauf und die Rolle der thematischen Daten unterschiedlichster Herkunft zu beachten. Wie Abbildung 3.2-1 zeigt ist das Landschaftsmodell in der Lage klassischen mathematischen Elemente in der Modellierung zu integrieren. Dabei lässt sich ein Landschaftsmodell mit Visualisierung und Datenbank erarbeiten. Das Ergebnis jedes Modells sollte eigentlich erklärende Funktionen sein. Aber auch über die Extrapolation von Datenbankwerten lassen sich **Vorhersagen** treffen. Mit Hilfe dieser Studie sollte es möglich sein z. B. Infrarotwert-Verteilungen künftige Satellitenbilddaten von Waldbestände vorherzusagen

Da die Einschätzung eines Standortes unter Annahme der Langzeitentwicklung von Forstbeständen zum Basisfachwissen jedes Forsteinrichters gehört und die Umtriebszeiten relativ lang sind, erscheint gerade im Forstbereich die Umsetzung bzw. Formalisierung dieses Expertenwissens in eine computerverständliche Fassung erfolgversprechend.

Mit der fortschreitenden Entwicklung von eCognition, gekennzeichnet durch die kontinuierliche Bereitstellung zusätzlicher Datenbank-Analyse-Prozeduren, steigen auch die Möglichkeiten zur Landschafts-Modellierung, bzw. darauf aufbauend, der Landschafts-Analyse. Ein Beispiel solcher Entwicklungen ist der Topologieaufbau für Objektmittelpunkte (STEINNOCHER, 1999). Wie bei SKIDMORE (1997) oder VAN DER MEER (1995) beschrieben, kann diese Information direkt mit statistischen Flächenmerkmalen verknüpft werden. Damit können Richtungsvektoren bei der Flächenverknüpfung berechnet werden, die etwa Hinweise zur Ausbreitungsdynamik von Flächenprozessen liefern können.

4.4. Anwendung topologischer Regeln

Betrachtet man eine analoge Karte, können räumliche Beziehungen zwischen dargestellten geophysischen Objekten abgeleitet werden. So kann etwa der Abstand zwischen zwei Städten anhand des Maßstabes ermittelt, oder es kann herausgefunden werden, welche Nutzungstypen an einen See grenzen. Solcherart räumliche Beziehungen werden in der digitalen Kartographie über die sogenannte Topologie bestimmbar. Topologie beschreibt räumliche Eigenschaften von Elementen und ihre Beziehungen zueinander (Kontext) über das Eintragen relevanter Informationen in Tabellen.

Ein typisches Beispiel, das die Notwendigkeit der Einbeziehung topologischer Regeln bei flächenbezogenen Analysen aufzeigt, ist die Aufgabenstellung der automatischen Suche nach Inseln (s. Abbildung 4.4-1). Ein menschlicher Interpret „sieht“ eine Insel sofort als Objekt, das von einem anderen Objekt vollständig umgeben wird.

Bei der Klassifikation solcher, allein durch ihre Nachbarschaft bestimmte, Objekte scheitern sowohl statistische Klassifikations-Algorithmen, die auf spektralen Reflektions- und Histogramm-Charakteristika basieren, als auch Standard „*Moving Window*“- oder „*Template matching*“-Techniken (wie in DEMAND, 1998).

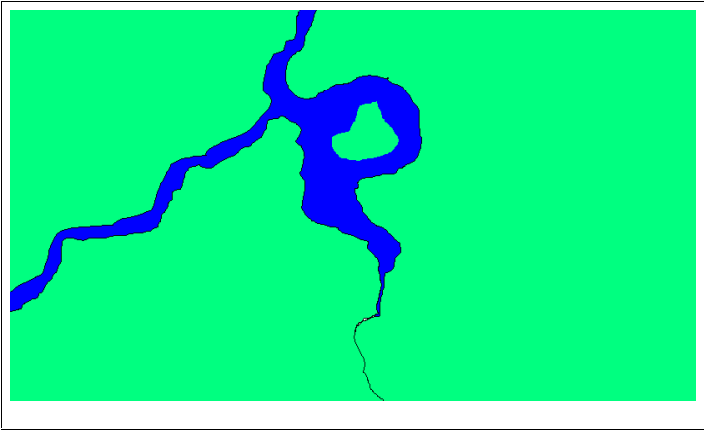


Abbildung 4.4-1: Spektral Analyse mit statistischen Verfahren. Zu erkennen sind nur 2 Klassen: „Wasser“ und „nicht Wasser“

Spektral gehört die dargestellte Insel zur Klasse ‚nicht-Wasser‘. Eine spektrale Klassifikation zählt zwar den Bildausschnitt aus nach Anzahl und Verhältnis der Pixel *Wasser/nicht-Wasser*, kann aber bei den Pixel der ‚nicht-Wasser‘-Klasse *nicht* trennen in ‚kontinentale‘ und Insel-Pixel, vermag also nicht die Lage der Insel in seiner ‚Wasser“-Umgebung anzugeben und flächenmäßig zu quantifizieren. Der ‚Insel-Test“ liefert somit eine einfache Methode, Bildanalyse-Software zu prüfen auf die Fähigkeit mit Topologieproblemen umzugehen.

Da bestimmte, allein durch ihre Topologie definierte, geophysische Objekte nicht mit statistischen Verfahren zu klassifizieren sind, ist es auch nicht sehr sinnvoll, die Ergebnisse von Auswertungen über topologischen Regeln mit statistischen Verfahren auf ihre Genauigkeit zu überprüfen (Konfusions Matrix). Da die heute übliche Verifikation der Ergebnisse von Bildanalysen über statistisch basierte Kontrollverfahren erfolgt, ist es notwendig, neu Prozeduren zu entwickeln, um mit solchen Verfahren umzugehen.

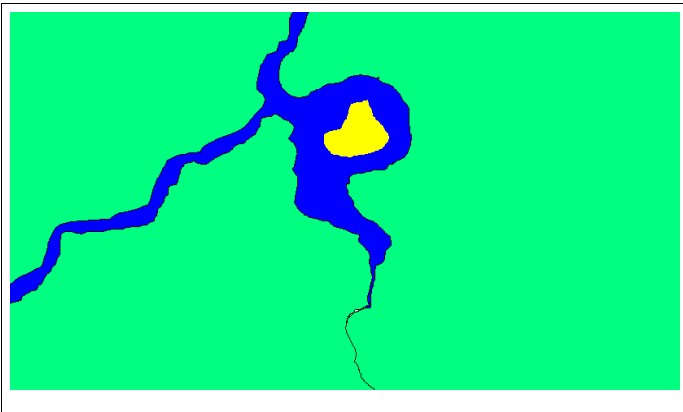


Abbildung 4.4-2: Insel-Klassifikation mit Hilfe der Topologie (100 % Nachbarschaft von Wasser). Das Bild zeigt 3 Klassen: Grün; ‚Land‘, Blau; ‚Wasser‘, Gelb: ‚Insel‘. Vergleiche Abbildung 4.4-1

Der Insel Test

Mit der objektorientierten eCognition Methode gelingt es sehr einfach, der Insel Identifizierung zu lösen. Durch den Aufbau der Topologie wird es möglich, Objektklassen anhand ihrer topologischen Beziehungen auszuweisen. Als Experiment für diese Studie wird die, aus Abbildung 4.4-1 selbsterstellte Bitmap segmentiert und danach anhand einfacher spektraler Merkmale klassifiziert (Maskierung), z.B. ‚Wasser-, und ‚nicht-Wasser-Segmente“ (*Image Object-Primitives*). Danach werden die ‚nicht-Wasser“-Segmente erschmolzen (segment -merging). Das Ergebnis liefert die sogenannten *Objects of Interest*.

Anschließend wird die topologische Regel: ‚100% räumliche Nachbarschaft zu Wasser“ definiert und die Teilmenge der „Inseln“ aus den „nicht-Wasser“-Objekten selektiert (s.a Abbildung 4.4-2). Eine weiterführende spektrale Analyse für jede Insel ist jetzt möglich.

Dieses Vorgehen variiert die Fallbeispiele von GOUGEON (1996, siehe auch Abbildung 3.3-1). Zu prüfen ist, ob diese Strategie auch auf andere geophysische Geländeobjekte mit „Insel“-Eigenschaften übertragen werden kann, etwa offene Lücken im Wald, bei denen der Wald selbst wie der „Wasserkörper“ wirkt. Im Rahmen dieser Studie konnte dieser Frage nicht weiter nachgegangen werden.

5 Spezialfälle im Untersuchungsgebiet Oberammergau

Das Untersuchungsgebiet Oberammergau liegt in den Bayerischen Alpen, die Teil der Nördlichen Kalkalpen sind. Es umfasst einen Querschnitt durch die typische Vegetationsabfolge im nördlichen Alpenraum vom Bergmischwald über den subalpinen Fichtenwald bis zu Latschenfeldern und alpinen Rasen (EWALD, 1997). Im Schutzwaldbereich sind Lawenstriche sowie flächige Bereiche mit Schneeschurf durch Schneegleitvorgänge enthalten. Im Testgebiet können alle forstlich relevanten Fragestellungen des bayerischen Alpenraumes bearbeitet werden.

Die klimatischen Verhältnisse werden durch die Lage im nördlichen Staubereich der Alpen geprägt. Konvektive Niederschläge im Sommerhalbjahr sowie advektive Staulagen führen dazu, dass es eine der Niederschlag reichsten Regionen Europas ist. Bei einer Höhenlage zwischen 900 und 2000 m üNN liegt die Gesamtniederschlagsmenge bei ca. 1550 mm/a, in den Wintermonaten fast durchwegs als Schnee. In den unteren Lagen wird an rund 100, in den höheren Bereichen zwischen 150 und 200 Tagen geschlossene Schneedecke beobachtet (FLIRI, 1975. EWALD, 1997).

Die Böden der Kalkalpen entstanden unter dem Einfluß von Ausgangsgestein, Klima, Relief und Vegetation im Postglazial. Durch die glaziale und periglaziale Überformung sind ältere Bodenbildungen weitgehend verloren gegangen. Unter Bergwald dominieren Rendzina-Terra fusca-Gesellschaften (Karbonatgesteine, Substratgruppe 1 Ka/Do) neben Pararendzina-Parabraunerde (Mergel, Lockersedimenten, Gruppe 2 Me und 4 Lo) und Ranker-Braunerde-Entwicklungsreihe (Sandstein, Gruppe 3 Sa, vgl EWALD,1997)

Die hochgelegenen Teile sind intensivem Sommer- und Wintertourismus ausgesetzt. Von forstlicher Seite erfolgt die Nutzung der Bergwälder entsprechend dem Nachhaltigkeitsprinzip. In der Schutzwaldzone werden vornehmlich Pflegemaßnahmen durchgeführt. Die landwirtschaftliche Nutzung reicht von intensiver Beweidung über die Mahd bis zur vollständigen Nutzungsaufgabe (s. a. AMMER & PRÖBSTL,1991, OZENDA, 1988).

Für weiterführende Beschreibungen des Testgebietes sei auf die, in den ersten Abschnitten dieses Kapitels zitierte, Literatur verwiesen. Mit den nachfolgenden Bildern und dazugehörigen Erläuterungen soll ein Einblick in die naturräumliche Ausstattung des Testgebietes geboten werden, ein Einblick der helfen soll, die Verknüpfung zwischen der Betrachtungsweise eines Geländebeobachters, etwa des zuständigen Forstbeamten, und den nicht so einfach zu interpretierenden Satellitenbild Daten herzustellen. Die gezeigten Bilder sind Teil eines sogenannten "ground-truth" Bildarchivs, in welchem Fotos, die während der zahlreichen Geländebegänge aufgenommen worden sind, zusammen mit den dazugehörigen Erläuterungen abgelegt wurden.

Der Kartenausschnitt der Topographischen Karte 1:50.000 von Bayern in Abbildung 5-1 zeigt die Lage des Untersuchungsgebietes. Das Panoramafoto der Abbildung 5-2 gibt den Blick von der Zugspitze in Richtung Norden wieder. Die Norkarspitze, ein markanter Gipfel im östlichen Teil des Untersuchungsgebietes ist gekennzeichnet.

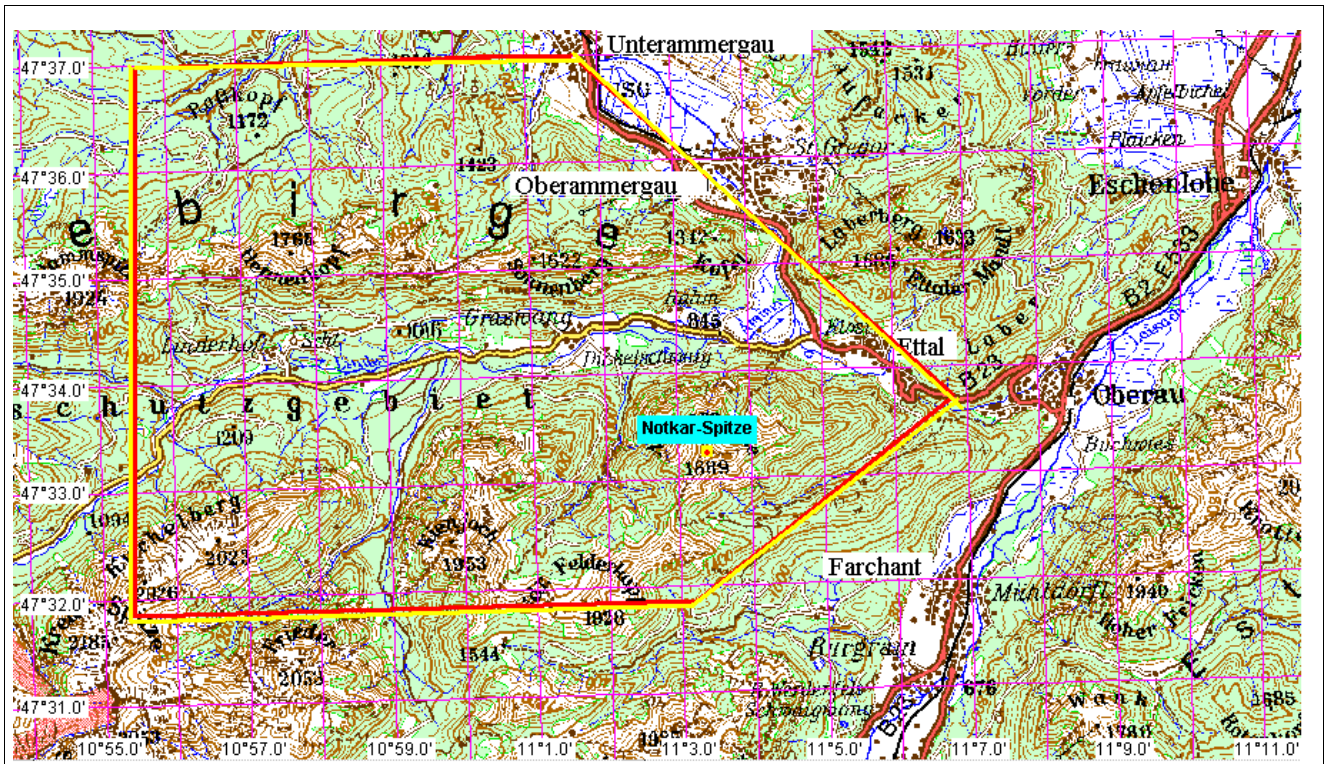


Abbildung 5-1 Lage des Untersuchungsgebietes Oberammergau (vgl. Abb. 2.2§§), Ausschnitt der Topographischen Karte 1:50.000 von Bayern (LVA, 1999)

Geologisch gesehen werden lediglich die Schichtglieder der sogenannten kalkalpinen Zone der Bayerischen Alpen erfasst (s.a. Bayerisches Geologisches Landesamt, 1981). Abbildung 5-2 gibt einen guten Überblick über die geologischen Einheiten und geomorphologischen Formen der nördlichen Kalkalpen im Umfeld des Testgebietes. Die schroffen Bergzüge im Vordergrund gehören den Schichtfolgen der Plattenkalke und des Hauptdolomits, welcher auch die, im östlichen Teil des Untersuchungsgebietes gelegene, Notkarspitze aufbaut. Nach Norden schließen sich die sanften, dicht bewaldeten Flysch Serien und die Schichtglieder des Helvetikums an. Am Horizont sind die Molassehügel des Bayerischen Hochlandes zu erkennen. Die heute sichtbaren geomorphologischen Formen sind auf die eiszeitliche Überprägung zurückzuführen.

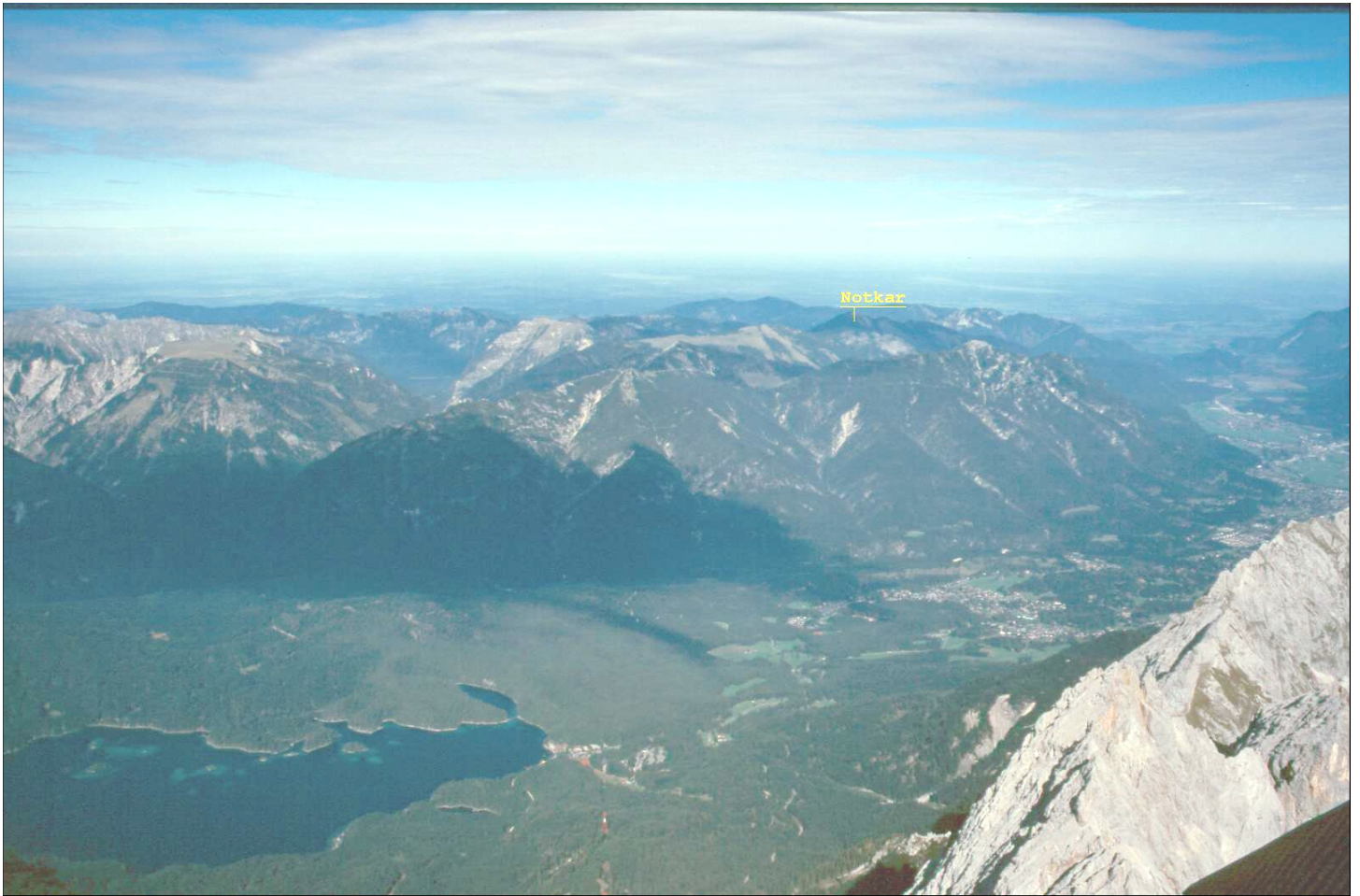


Abbildung 5-2 Oben; Ein Panorama-Blick von Süden. Nach Norden Blick über Oberbayern und das Loisach-Tal (rechts), im Zentrum der Notkarspitze, ; Abbildung 5-3 Unten, Das gleiche Gebiet in SPOT 23 m Pixel mit RGB=Rot,NDVI,MIR und transparent dargestellt das panchromatische Band mit 5meter Auflösung.



Die Gegenüberstellung von Schrägbild (Abbildung 5-2 und Abbildung 5-5) und Spot4 Farbkompositen (Abbildung 5-3 mit Detail im Abbildung 5-4) vermitteln einen Eindruck der im Satellitenbild erkennbaren forstlichen Details. In beiden Bildern (Abbildung 5-5 und Abbildung 5-4) können die mit V1 und V2 gekennzeichneten Flächen leicht identifiziert werden. Im Satellitenbild erlaubt die statistische Auswertung eine automatische Erkennung. Trotz der , mit 23*23m m wesentlich groberen Auflösung der Spot Daten (verglichen zum feinen Korn der Filmemulsion) sind genügend Merkmale vorhanden, um die logische Assoziation beim Betrachter zu erlauben. Fläche V2 etwa ist im Forst-GIS als „Verjüngungsfläche“ ausgewiesen. Im Panoramafoto, das in etwa den Blick des Försters bei Betrachtung vom Gegenhang wiedergibt, kann sofort festgestellt werden, dass die Erwartung einer homogenen Fläche nicht zutrifft. Eine qualitative oder gar quantitative flächengenaue Zuordnung ist aber schon wegen des Schrägblicks nicht möglich. So eine Zuordnung wird von fernerkundlichen Auswertungen erwartet.

Wichtige Themen im Bereich des Bergwaldes sind die Verjüngung und die Baumartenzusammensetzung. Über den Zustand der Verjüngung können mit Methoden der Fernerkundung nur sehr beschränkt Aussagen getroffen werden, etwa über die Homogenität der Vegetationsbedeckung auf Verjüngungsflächen (Abbildung 5-4, und im Detail in Abbildung 5-6), wie im vorherigen Abschnitt angesprochen. Der ideale Altersentwicklung eines natürlichen Bergwaldes kommt die Nutzungsform des Plenterwaldes am nächsten. (MAYER & OTT, 1991). Die anzustrebende Verjüngung im Bestand erfordert schattenresistente Baumarten wie *Fagus sylvatica* und *Abies alba*. Fehlen diese Baumarten gilt dieses als Anzeiger für eine schwere Belastung der Regenerationsfähigkeit des Bestandes. Im Untersuchungsgebiet fällt vor allem die geringe bis fehlende Naturverjüngung der Weißtanne auf. Da genügend Samenbäume vorhanden sind und in gezäunten Beständen eine mehr als ausreichende Naturverjüngung feststellbar ist, wird dieses vor allem auf einen zu hohen Wildbestand zurückgeführt.

Ein weiteres Ziel forstlicher Maßnahmen ist die Steigerung des Anteils an unterschiedlichen Laubbaumarten. Damit soll der, in diversen Studien beschriebenen (MAYER & OTT, 1991, OZENDA, 1988, BANKO, 1998), historisch bedingten Strukturverarmung entgegengewirkt werden, die zum schlechten Zustand der Bergwälder beigetragen hat. Die nachfolgend gezeigten drei Bilder Abbildung 5-7 Abbildung 5-8 Abbildung 5-9 sollen einen abschließenden Eindruck über die Auswirkungen der Naturgewalten von Wind und Schnee vermitteln, welche durch einen intakten Bergwald in Schach gehalten werden sollen.



Abbildung 5-4 Farbkomposit eines „Bildfusions“ Produktes aus panchromatischem Orthophoto mit 5 m Auflösung und Spot 4 Multispektraldaten (RGB = Rot, Infrarot, Grün). V1 (Wiese) und V2 (Vejüngungsfläche) sind Bereiche innerhalb des Waldes mit geringer Vegetationsbedeckung.

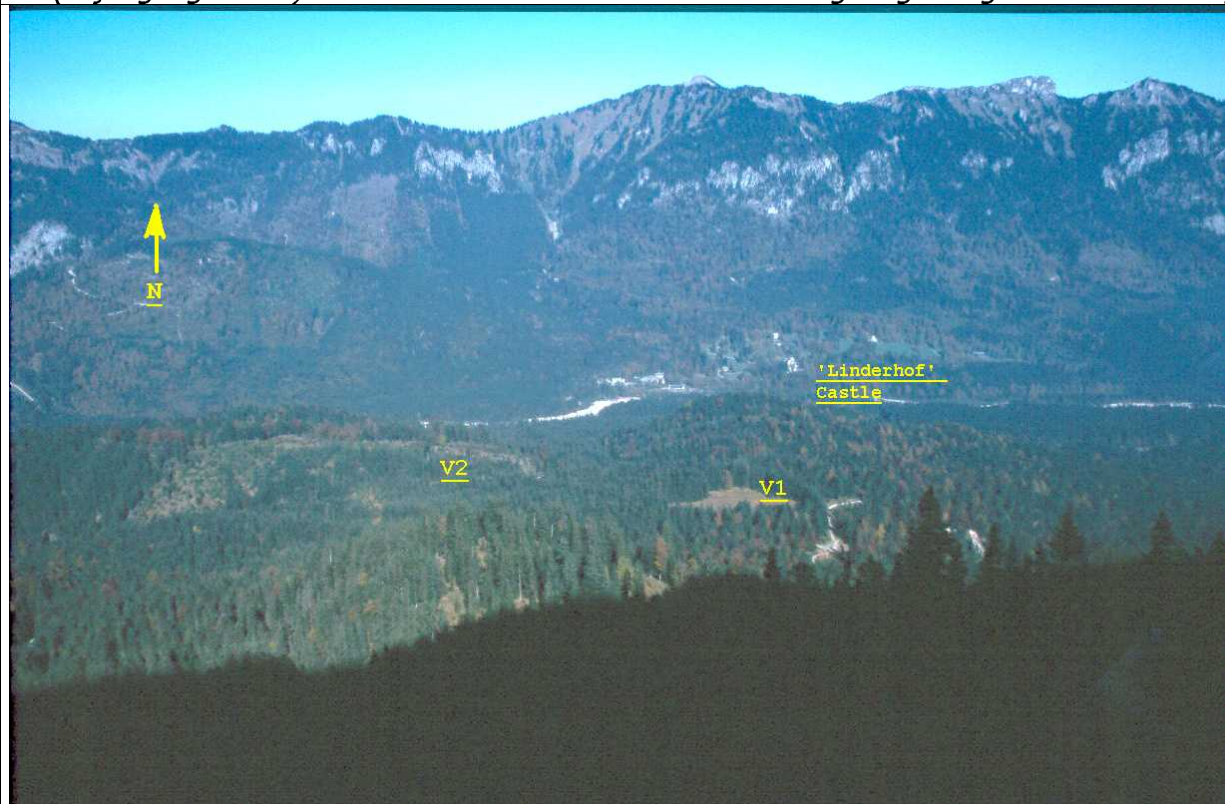


Abbildung 5-5: Schrägblick-Foto des in Abbildung 5.-3 gezeigten Satellitenbild-Ausschnitts. Deutlich sind die Flächen V1 und V2 zu sehen. Zur Orientierung ist Schloss Linderhof markiert.



Abbildung 5-6: Die Abbildung zeigt die gezäunte Fläche V2. Mit T ist eine der vielen *Abies Alba* Bäumchen markiert, die im Schutz des Zaunes ungestört heranwachsen. Außerhalb des Zaunes kann aufgrund des hohen Wilddrucks keine Naturverjüngung hochkommen.

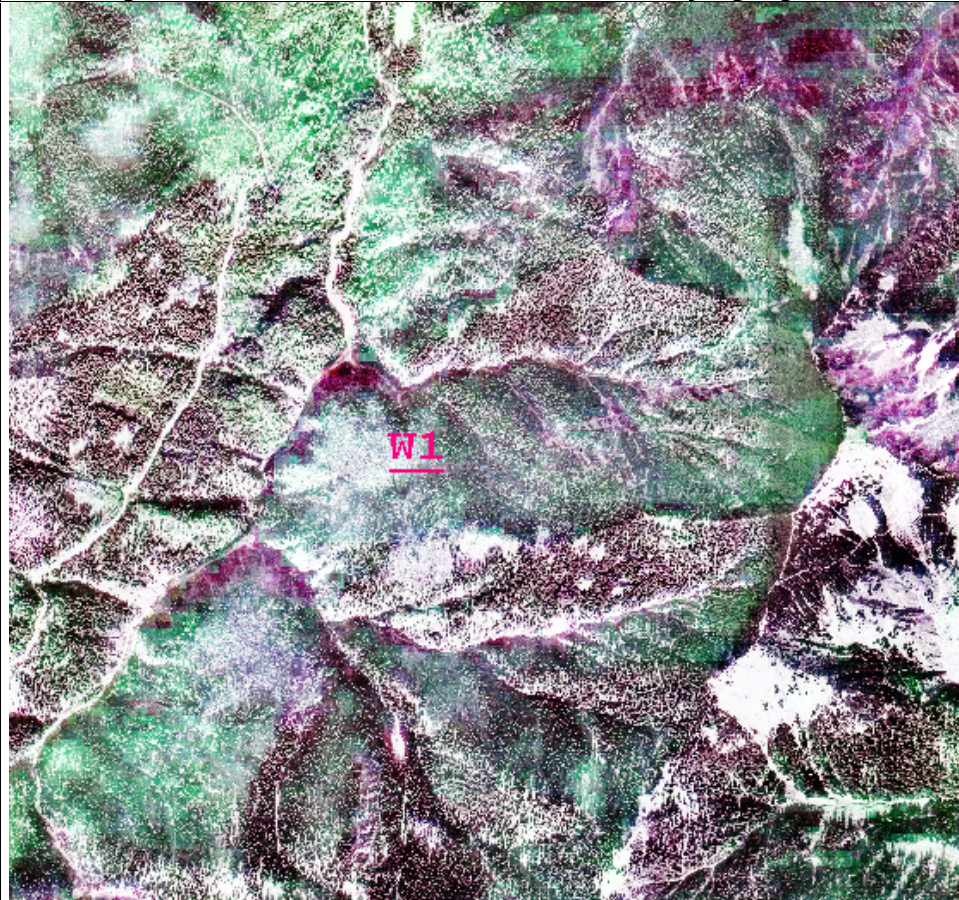


Abbildung 5-7: Abbildung einer Sturmwurffläche (W1) im Farbkomposit der Satellitendaten. Die Bandzusammensetzung ist RGB= Rot, Infrarot, Mittl. Infrarot



Abbildung 5-8: Abbildung der Sturmwurffläche W1 im Schrägfoto Abb.5-7. Die unten in Abbildung 5-9 gezeigten Reste einer Lawine sind am Ende der kleinen Schlucht im rechten zentralen Bildteil aufgenommen.



Abbildung 5-9 Die Lawine am Ausgang der kleinen Schlucht aus Abbildung 5-8 ist im März 1999 bereits zu über 50% abgetaut, die mitgerissenen Stämme ragen aus den verbliebenen Schnee.

5 Spezialfälle im Untersuchungsgebiet Oberammergau

Das Untersuchungsgebiet Oberammergau liegt in den Bayerischen Alpen, die Teil der Nördlichen Kalkalpen sind. Es umfasst einen Querschnitt durch die typische Vegetationsabfolge im nördlichen Alpenraum vom Bergmischwald über den subalpinen Fichtenwald bis zu Latschenfeldern und alpinen Rasen (EWALD, 1997). Im Schutzwaldbereich sind Lawenstriche sowie flächige Bereiche mit Schneeschurf durch Schneegleitvorgänge enthalten. Im Testgebiet können alle forstlich relevanten Fragestellungen des bayerischen Alpenraumes bearbeitet werden.

Die klimatischen Verhältnisse werden durch die Lage im nördlichen Staubereich der Alpen geprägt. Konvektive Niederschläge im Sommerhalbjahr sowie advektive Staulagen führen dazu, dass es eine der Niederschlag reichsten Regionen Europas ist. Bei einer Höhenlage zwischen 900 und 2000 m üNN liegt die Gesamtniederschlagsmenge bei ca. 1550 mm/a, in den Wintermonaten fast durchwegs als Schnee. In den unteren Lagen wird an rund 100, in den höheren Bereichen zwischen 150 und 200 Tagen geschlossene Schneedecke beobachtet (FLIRI, 1975. EWALD, 1997).

Die Böden der Kalkalpen entstanden unter dem Einfluß von Ausgangsgestein, Klima, Relief und Vegetation im Postglazial. Durch die glaziale und periglaziale Überformung sind ältere Bodenbildungen weitgehend verloren gegangen. Unter Bergwald dominieren Rendzina-Terra fusca-Gesellschaften (Karbonatgesteine, Substratgruppe 1 Ka/Do) neben Pararendzina-Parabraunerde (Mergel, Lockersedimenten, Gruppe 2 Me und 4 Lo) und Ranker-Braunerde-Entwicklungsreihe (Sandstein, Gruppe 3 Sa, vgl EWALD,1997)

Die hochgelegenen Teile sind intensivem Sommer- und Wintertourismus ausgesetzt. Von forstlicher Seite erfolgt die Nutzung der Bergwälder entsprechend dem Nachhaltigkeitsprinzip. In der Schutzwaldzone werden vornehmlich Pflegemaßnahmen durchgeführt. Die landwirtschaftliche Nutzung reicht von intensiver Beweidung über die Mahd bis zur vollständigen Nutzungsaufgabe (s. a. AMMER & PRÖBSTL,1991, OZENDA, 1988).

Für weiterführende Beschreibungen des Testgebietes sei auf die, in den ersten Abschnitten dieses Kapitels zitierte, Literatur verwiesen. Mit den nachfolgenden Bildern und dazugehörigen Erläuterungen soll ein Einblick in die naturräumliche Ausstattung des Testgebietes geboten werden, ein Einblick der helfen soll, die Verknüpfung zwischen der Betrachtungsweise eines Geländebeobachters, etwa des zuständigen Forstbeamten, und den nicht so einfach zu interpretierenden Satellitenbild Daten herzustellen. Die gezeigten Bilder sind Teil eines sogenannten "ground-truth" Bildarchivs, in welchem Fotos, die während der zahlreichen Geländebegänge aufgenommen worden sind, zusammen mit den dazugehörigen Erläuterungen abgelegt wurden.

Der Kartenausschnitt der Topographischen Karte 1:50.000 von Bayern in Abbildung 5-1 zeigt die Lage des Untersuchungsgebietes. Das Panoramafoto der Abbildung 5-2 gibt den Blick von der Zugspitze in Richtung Norden wieder. Die Norkarspitze, ein markanter Gipfel im östlichen Teil des Untersuchungsgebietes ist gekennzeichnet.

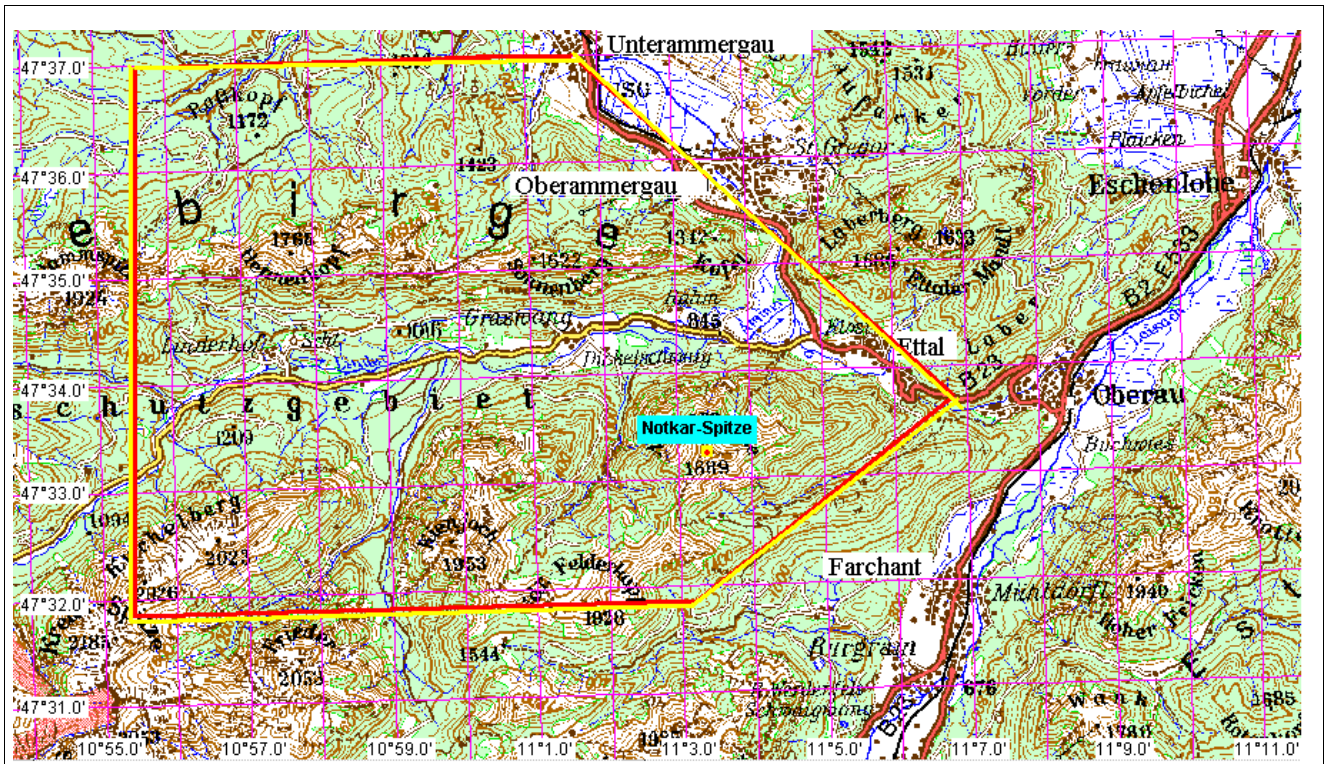


Abbildung 5-1 Lage des Untersuchungsgebietes Oberammergau (vgl. Abb. 2.2§§), Ausschnitt der Topographischen Karte 1:50.000 von Bayern (LVA, 1999)

Geologisch gesehen werden lediglich die Schichtglieder der sogenannten kalkalpinen Zone der Bayerischen Alpen erfasst (s.a. Bayerisches Geologisches Landesamt, 1981). Abbildung 5-2 gibt einen guten Überblick über die geologischen Einheiten und geomorphologischen Formen der nördlichen Kalkalpen im Umfeld des Testgebietes. Die schroffen Bergzüge im Vordergrund gehören den Schichtfolgen der Plattenkalke und des Hauptdolomits, welcher auch die, im östlichen Teil des Untersuchungsgebietes gelegene, Notkarspitze aufbaut. Nach Norden schließen sich die sanften, dicht bewaldeten Flysch Serien und die Schichtglieder des Helvetikums an. Am Horizont sind die Molassehügel des Bayerischen Hochlandes zu erkennen. Die heute sichtbaren geomorphologischen Formen sind auf die eiszeitliche Überprägung zurückzuführen.

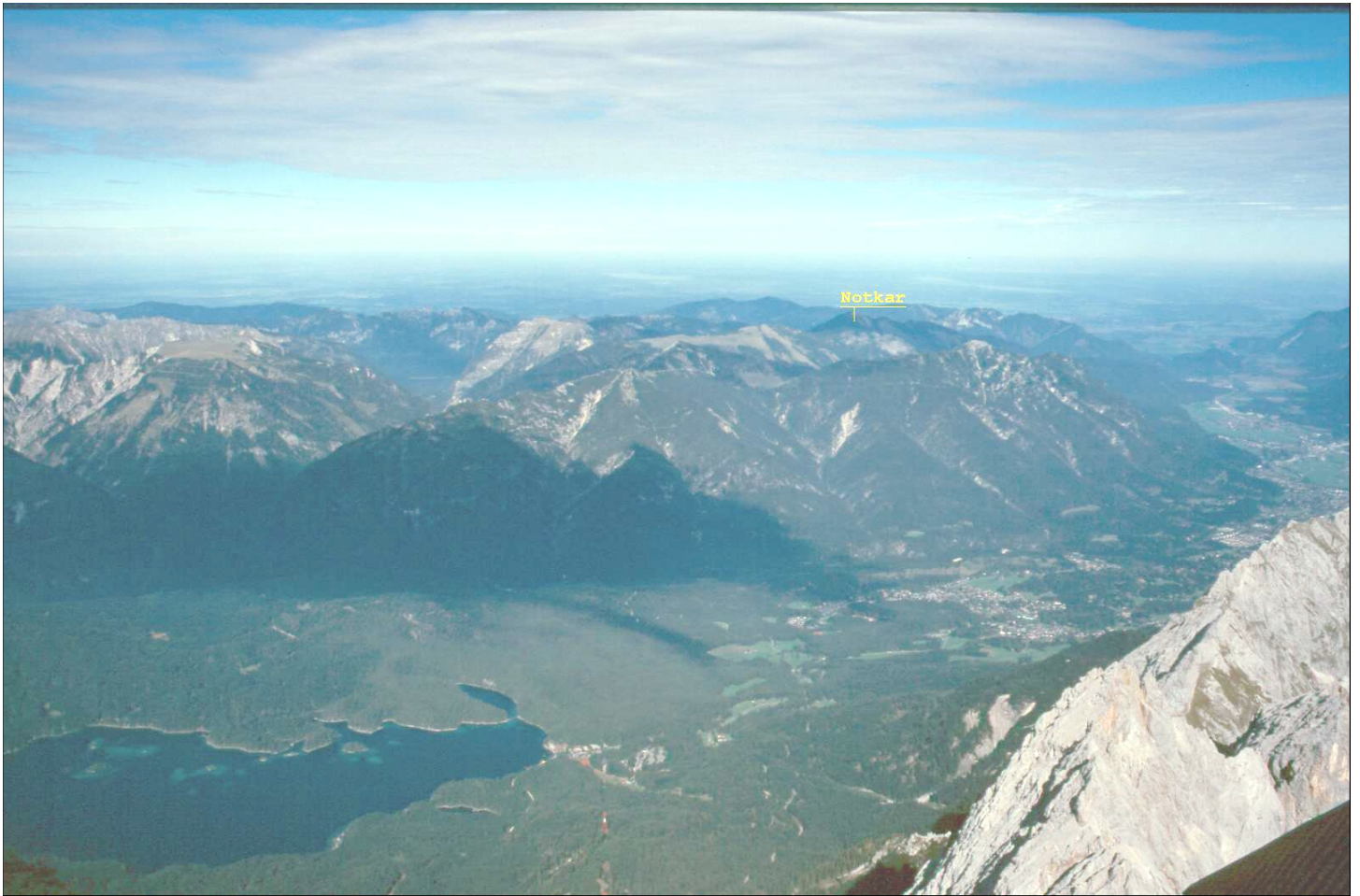


Abbildung 5-2 Oben; Ein Panorama-Blick von Süden. Nach Norden Blick über Oberbayern und das Loisach-Tal (rechts), im Zentrum der Notkarspitze, ; Abbildung 5-3 Unten, Das gleiche Gebiet in SPOT 23 m Pixel mit RGB=Rot,NDVI,MIR und transparent dargestellt das panchromatische Band mit 5meter Auflösung.



Die Gegenüberstellung von Schrägbild (Abbildung 5-2 und Abbildung 5-5) und Spot4 Farbkompositen (Abbildung 5-3 mit Detail im Abbildung 5-4) vermitteln einen Eindruck der im Satellitenbild erkennbaren forstlichen Details. In beiden Bildern (Abbildung 5-5 und Abbildung 5-4) können die mit V1 und V2 gekennzeichneten Flächen leicht identifiziert werden. Im Satellitenbild erlaubt die statistische Auswertung eine automatische Erkennung. Trotz der , mit 23*23m m wesentlich groberen Auflösung der Spot Daten (verglichen zum feinen Korn der Filmemulsion) sind genügend Merkmale vorhanden, um die logische Assoziation beim Betrachter zu erlauben. Fläche V2 etwa ist im Forst-GIS als „Verjüngungsfläche“ ausgewiesen. Im Panoramafoto, das in etwa den Blick des Försters bei Betrachtung vom Gegenhang wiedergibt, kann sofort festgestellt werden, dass die Erwartung einer homogenen Fläche nicht zutrifft. Eine qualitative oder gar quantitative flächengenaue Zuordnung ist aber schon wegen des Schrägblicks nicht möglich. So eine Zuordnung wird von fernerkundlichen Auswertungen erwartet.

Wichtige Themen im Bereich des Bergwaldes sind die Verjüngung und die Baumartenzusammensetzung. Über den Zustand der Verjüngung können mit Methoden der Fernerkundung nur sehr beschränkt Aussagen getroffen werden, etwa über die Homogenität der Vegetationsbedeckung auf Verjüngungsflächen (Abbildung 5-4, und im Detail in Abbildung 5-6), wie im vorherigen Abschnitt angesprochen. Der ideale Altersentwicklung eines natürlichen Bergwaldes kommt die Nutzungsform des Plenterwaldes am nächsten. (MAYER & OTT, 1991). Die anzustrebende Verjüngung im Bestand erfordert schattenresistente Baumarten wie *Fagus sylvatica* und *Abies alba*. Fehlen diese Baumarten gilt dieses als Anzeiger für eine schwere Belastung der Regenerationsfähigkeit des Bestandes. Im Untersuchungsgebiet fällt vor allem die geringe bis fehlende Naturverjüngung der Weißtanne auf. Da genügend Samenbäume vorhanden sind und in gezäunten Beständen eine mehr als ausreichende Naturverjüngung feststellbar ist, wird dieses vor allem auf einen zu hohen Wildbestand zurückgeführt.

Ein weiteres Ziel forstlicher Maßnahmen ist die Steigerung des Anteils an unterschiedlichen Laubbaumarten. Damit soll der, in diversen Studien beschriebenen (MAYER & OTT, 1991, OZENDA, 1988, BANKO, 1998), historisch bedingten Strukturverarmung entgegengewirkt werden, die zum schlechten Zustand der Bergwälder beigetragen hat. Die nachfolgend gezeigten drei Bilder Abbildung 5-7 Abbildung 5-8 Abbildung 5-9 sollen einen abschließenden Eindruck über die Auswirkungen der Naturgewalten von Wind und Schnee vermitteln, welche durch einen intakten Bergwald in Schach gehalten werden sollen.

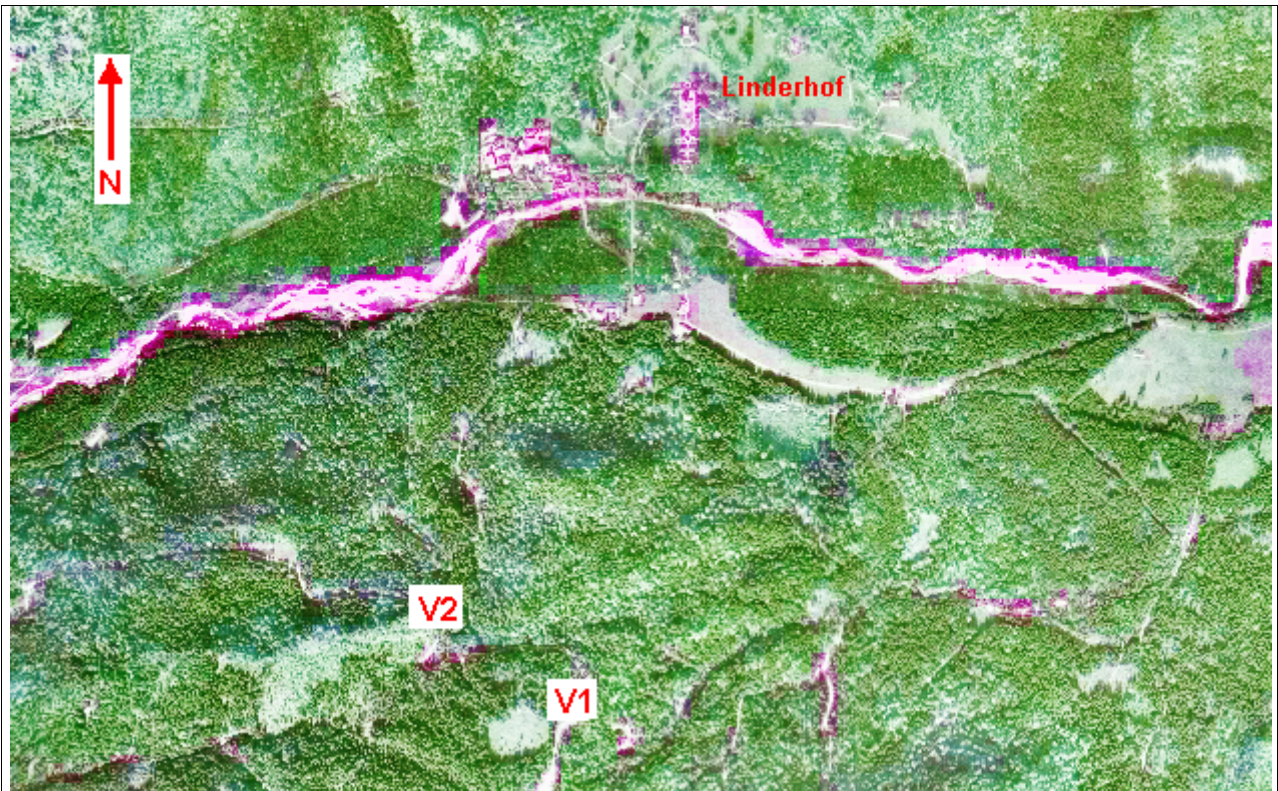


Abbildung 5-4 Farbkomposit eines „Bildfusions“ Produktes aus panchromatischem Orthophoto mit 5 m Auflösung und Spot 4 Multispektraldaten (RGB = Rot, Infrarot, Grün). V1 (Wiese) und V2 (Vejüngungsfläche) sind Bereiche innerhalb des Waldes mit geringer Vegetationsbedeckung.



Abbildung 5-5: Schrägblick-Foto des in Abbildung 5.-3 gezeigten Satellitenbild-Ausschnitts. Deutlich sind die Flächen V1 und V2 zu sehen. Zur Orientierung ist Schloss Linderhof markiert.



Abbildung 5-6: Die Abbildung zeigt die gezäunte Fläche V2. Mit T ist eine der vielen *Abies Alba* Bäumchen markiert, die im Schutz des Zaunes ungestört heranwachsen. Außerhalb des Zaunes kann aufgrund des hohen Wilddrucks keine Naturverjüngung hochkommen.

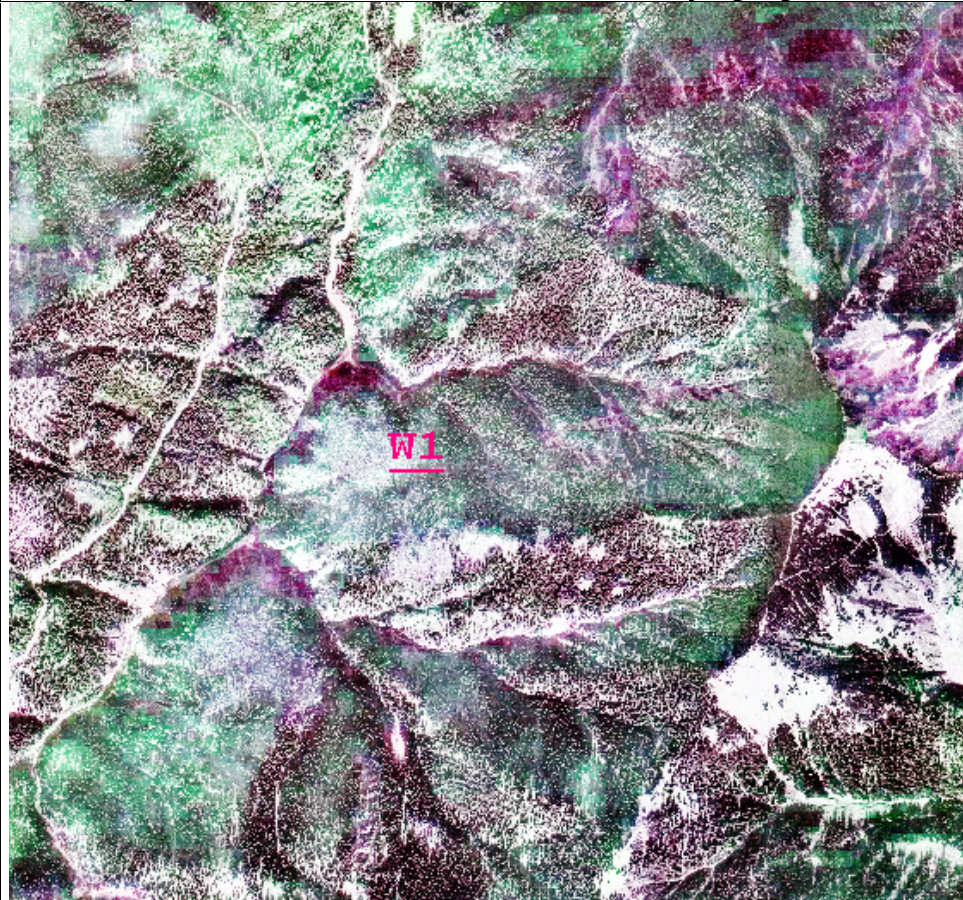


Abbildung 5-7: Abbildung einer Sturmwurffläche (W1) im Farbkomposit der Satellitendaten. Die Bandzusammensetzung ist RGB= Rot, Infrarot, Mittl. Infrarot



Abbildung 5-8: Abbildung der Sturmwurffläche W1 im Schrägfoto Abb.5-7. Die unten in Abbildung 5-9 gezeigten Reste einer Lawine sind am Ende der kleinen Schlucht im rechten zentralen Bildteil aufgenommen.



Abbildung 5-9 Die Lawine am Ausgang der kleinen Schlucht aus Abbildung 5-8 ist im März 1999 bereits zu über 50% abgetaut, die mitgerissenen Stämme ragen aus den verbliebenen Schnee.

6. Fallstudien

Um den Arbeitsablauf und den Aufbau von Projekten beim Einsatz von VHR- und HR-Bildern in Bergwaldgebieten aufzuzeigen wurden 3 Fallstudien ausgewählt, die nachfolgend vorgestellt werden. Anhand der Fallstudien sollen die Möglichkeiten der objektorientierten Bildanalyse verdeutlicht werden, welche für einige, mit traditionellen Bildverarbeitungsmethoden nicht bearbeitbare Fragestellungen, Lösungsmöglichkeiten anbietet. Insbesondere sind dieses:

6.1 Fallstudie 1: Auswertung geometrisch VHR Daten (1-4 m Bereich),

6.2 Fallstudie 2A: Verknüpfung von FE Daten unterschiedlicher Auflösung (image merge, resolution merge);

6.3 Fallstudie 2B, Klassische spektrale Bild-Auswertung,

6.4 Fallstudie 3: Synergetische Verknüpfung von FE und GIS Daten (data fusion, data concatenation),

Wie bereits erwähnt konnten weder hochauflösende MOMS-2P Daten noch sehr hoch auflösende Daten der bei Projektantrag angekündigten Systeme Quick Bird oder IKONOS ausgewertet werden. Um den zukünftigen Einsatz sehr hoch auflösender Daten trotzdem abschätzen zu können wurden jeweils Teilaspekte anhand von DPA Flugzeugscannerdaten (Fallstudie 1) und digitalen Orthophotos abgehandelt (Fallstudie 3). Inzwischen sind sehr hoch auflösende Daten des IKONOS Sensors zwar operationell bestellbar. Aus Zeit- und Kostengründen konnten solche Daten im Rahmen dieses Vorhabens jedoch nicht mehr berücksichtigt werden.

6.1. Fallstudie 1 Digitaler Photogrammetrischer Ausstattung: Herzogstand

Die Fallstudie analysiert einen während eines Kalibrierungsfluges aufgenommenen Datensatz der „Digitalen Photogrammetrischen Ausstattung“ (DPA) des Flugzeugpendants mit MOMS-2P-Sensor. Der Datensatz besteht aus vier Mehrfachspektralbändern mit einer mittleren Pixelauflösung von 1,7 m. Nachfolgend sind die technischen Daten aufgeführt:

Herzogstand: Digitale Photogrammetrie-Ausstattung DPA

Date 26.07.1995

Time 12.30

Height, 21000 Feet

Channels: Blue, Green, Red, Near Infrared.

Der bearbeitete Datensatz (Abbildung 6.1.6-1) wurde über dem Bergwaldgebiet zwischen Kochelsee und Herzogstand am Rande der Bayerischen Alpen aufgenommen. Wegen Problemen mit dem Navigationsaufzeichnungsgerät (SCHLÜTER, 1999) ist eine genaue geometrische Referenzierung der Daten nicht möglich gewesen. Nach einer Ausrichtung des Bildes nach Norden erscheinen deshalb weitere Schritte zur Vorprozessierung für die Analyse dieser Daten nicht nötig. Ausgewertet wurde lediglich die spektrale Information.

Das Ziel dieser Analyse war es, die Verfahrensschritte und eine allgemeine Methode für die automatisierte Bearbeitung von VHR-Daten zu entwickeln. Wegen der starken geometrischen Verzeichnung der Daten war eine Verknüpfung mit anderen Datenquellen nicht möglich. Das Beispiel zeigt deshalb die Ablaufschritte die Notwendig sind um nur aus Bildquelle, Parameter abzuleiten die für eine Forstinventur nützlich sein können, etwa Bestandesgrenzen, Altersklassen und Baumartenkarten.

Für den Privatwald gibt es in der Regel keine zusammenhängenden und weiterreichenden forstliche Informationen. Hier kann sich ein Wald-GIS in Zukunft auch für private Waldbesitzer als nützlich erweisen, z.B. bei biotischen oder abiotischen Kalamitäten, etwa zur Schadensregulierung. Natürlich kann ein Wald-GIS nur auf der Basis von ordnungsgemäß georeferenziertem digitalem Bildmaterial erstellt werden. Die vorliegende Fallstudie kann daher nur zeigen, welche prinzipiellen Möglichkeiten der objektorientierte Ansatz bietet. Weil Luftbildphotografie und Photogrammetrie, nach wie vor, hauptsächlich auf visuelle Dateninterpretation angewiesen sind, kostet eine Datenextrahierung mit geschulten Personal und Spezialgeräten bei weitem mehr als die (teueren) Aufnahme Flüge. Jede Automatisierung der Datenextraktion oder auch nur eines Teils davon würde die Kosten deutlich reduzieren.

Die Details dieses VHR-Datentyps (1,7 Meter Pixel) ermöglichen die Selektion einzelner Baumkronen (Abbildung 6.1.2-1). Solche Details werden jedoch in der endgültigen thematischen Schicht nicht enthalten sein. Die visuelle Interpretation von Daten dieser Art beruht auf einer Verallgemeinerung von Standparametern. Die Beziehung von Bodenauflösung des Sensors zu Größe (Form) der zu beurteilenden Oberflächeneinheiten sowie die unterschiedlichen Anforderungen an die Auflösung für (spektrale!) Klassifikation und Segmentierung (nach JANSSEN, 1994) wird in dieser Studie mit mehrfachaflösender Segmentierung angegangen.

Die visuelle Interpretation ist in Bezug auf spektrale und räumliche Variationen, die ja Bestandteil eines komplexen Bildes sind, sehr flexibel (JANSSEN, 1994). Demgegenüber fehlt laut JANSSEN (1994) den bekannten Segmentierungstechniken der synoptische Charakter der visuellen Interpretation. Diese Fallstudie will zeigen, wie die objektorientierte Analyse mittels eines

semantischen Netzes eine Beschreibung der Komplexität im Bild liefert. Durch die Anwendung von Segmentierungen/Klassifizierungen in mehreren Schichten/Skalen kann die synoptische Betrachtungsweise annähernd nachvollzogen werden. Darüberhinaus ist es möglich, durch Verwendung eines semantischen Netzes eine bessere Beschreibung der Objektverknüpfungen über mehreren Skalen zu erreichen. In Anlehnung an die Inhalte einer Forstbetriebskarte 1:10.000 ist auch in dieser Fallstudie der „Waldbestand“ als Zielobjekt der Analyse definiert. Die Interessensbereiche (objects of interest) werden in diesem Fall über die räumliche Beziehung zwischen Subobjekten, den sogenannten Bildprimitiven, definiert. Diese haben charakteristische spektrale Eigenschaften und bilden die grundlegenden strukturellen Anteile des betrachteten Bereichs. Die Strategie dieser Fallstudie kann auf alle derartigen VHR-Datentypen angewendet werden und ist daher einfach und robust gehalten.

6.1.1 Der ‚Multiskalare Ansatz‘

Der Modellaufbau dieses Fallbeispiels sieht eine Bildanalyse auf mehreren Ebenen vor. Die Ebenen werden durch ein semantisches Netz miteinander verbunden:

Die unterste Ebene (Abbildung 6.1.2-2) besteht aus Bildobjektprimitiven, die anhand spektraler Homogenitätskriterien zusammengefasst werden und deren Objektgröße auf ca. 30 Pixel/Objekt beschränkt wurde (Segmentierungseinstellung). Die Klassifizierung der Objektprimitiven erfolgt über deren spektrale Merkmale („spektrale“ Ebene). Die Segmentierung der Objekte der zweiten Ebene (Abbildung 6.1.2-3) basiert ebenfalls auf der Spektralinformation, die Einstellung der Objektgröße wird aber auf 2500 Pixel/Objekt erhöht. Die Klassifizierung dieser „Oberobjekte“, die im Idealfall schon jetzt „Waldbestände“ darstellen, wird anhand der eingeschlossenen Subobjekte beschrieben („topologische“ Ebene). Das Zwischenergebnis nach diesen zwei Arbeitsschritten sind weitestgehend automatisch erstellte Waldobjekte, die einer Delineation durch Digitalisierung am Bildschirm bereits sehr nahe kommen.

6.1.2 Das Modell

Wie in Kapitel 3.1 beschrieben wird der Verfahrensablauf einer eCognition Analyse als „Projekt“ bezeichnet. Jedes Projekt hat seine eigenen spezifischen Einstellungen, anhand derer die Abläufe nachvollzogen werden können.

Das Projekt der „DPA-Analyse Herzogstand“ gründet sich auf die vier multispektralen Bänder der DPA-Kamera, ergänzt durch ein abgeleitetes Band des *Normalized Differentiated Vegetation Index* ($NDVI = (NIR-R)/(NIR+R)$; BARRETT & CURTIS, 1992). Die eCognition-Analyse mit Fuzzy Logik erlaubt es, abhängige Achsen sowohl bei der Segmentierung als auch bei der Klassifizierung zu nutzen (s.a. Kap. 3.2.4). Der NDVI, dessen Werte zwischen 0 und 1 liegen, wurde nach der Formel $((((IR-R)/(IR+R))^N)+K)$ auf 256 Grauwerte umskaliert. Die Faktoren N und K wurden so gewählt, dass der Mittelwert bei ca. 127 liegt und ein kleiner Prozentsatz des Histogramms bei 256 abgeschnitten wird.

Die Segmentierungsparameter für die Basisebene der Objektprimitiven wurden so gewählt, dass einzelne Baumkronenbereiche bzw. Baumkronengruppen als Objekte entstehen. Die empirische Bestimmung des Toleranzfaktors für den „Skalierungsfaktor“ hat als günstigsten Wert, für diese Zielsetzung mit der genutzten β -Version von eCognition, den Wert 15 ergeben. Durch die Standardeinstellung des „Form“-Faktor bei 0,2 wird die Segmentation hauptsächlich aufgrund der „spektralen“ Eigenschaften (Wichtungsfaktor für Farbton 0,8) vorgenommen. Die Segmentation, die letztendlich zur „topologischen“ Ebene führt, wird mit einem größeren „Skalierungsfaktor“ (50) durchgeführt. Die Parameter für „Farbton“ und „Form“ bleiben gleich. Die entstehenden Bildobjekte, auch „Oberobjekte“ genannt, bilden bereits Bestände in der Größe von 1 bis 5 ha ab.

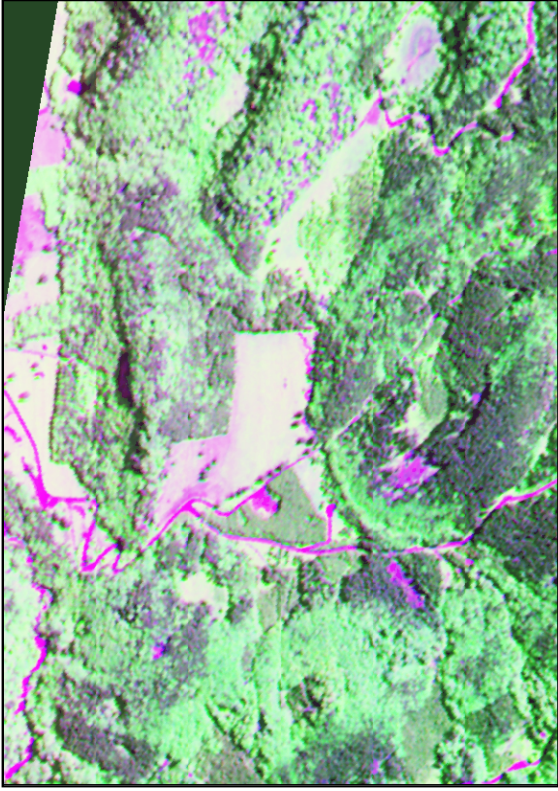


Abbildung 6-1-2-1 : Farbkombi der Bandkombination RGB = Rot, Infrarot, Blau, Maßstab 1:15.000



Abbildung 6-1-2 -2: Darstellung aller Objekt-Primitiven (, object primitives') als rote Polygone. Homogene Areale erzeugen größere Objekte.

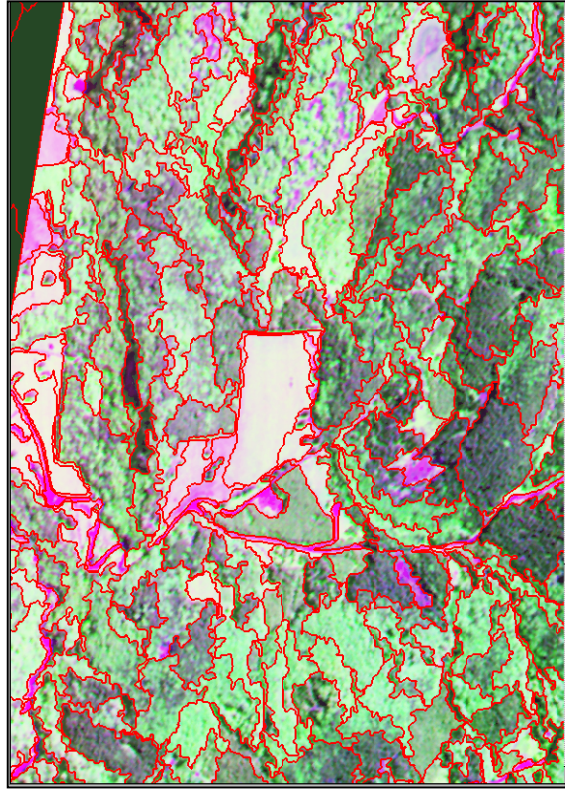


Abbildung 6-1-2 -3: "Nutzerdefiniert sinnvolle Objekte", (Objects of interest) auf einem höheren Aggregationsniveau

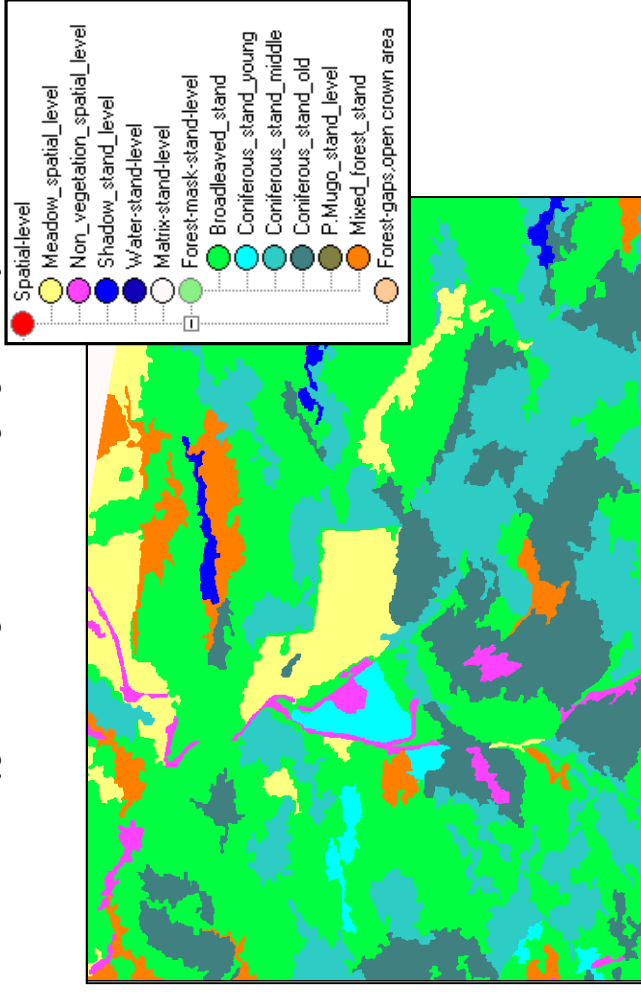


Abbildung 6-1-2 -4: Klassifizierte "Nutzerdefiniert sinnvolle Objekte", das Ergebnis als thematische Ebene.

6.1.3 Die spektrale Ebene

Die 2-D Darstellung der Grauwertverteilung in einem Diagramm mit den Achsen der Bänder im Roten gegen den Nahen-Infrarot-Bereich (s.a. Abbildung 6.1.4-1) entspricht der in der Literatur als *Tasseled Cap* bekannten Form (SCHOWENGERDT, 1997). Für die Klassifikation in dieser Ebene kann daher eine Gauß'sche Verteilungsfunktion der Grauwerte angenommen werden. Lediglich in den Sättigungsbereichen der Sensoren trifft diese Annahme nicht zu. Da diese Grauwerte aber Wolken oder spiegelnde Flächen repräsentieren, berührt dieses die Auswertung der Vegetations- und Bodenklassen nicht. Es ist daher zulässig, die Fuzzy Logik-Kurven für jede Klasse (Abbildung 6.1.4-3) unter Annahme einer Gauß'schen Verteilung zu berechnen (Abbildung 6.1.4-3).

Für jede Klasse in der spektralen Ebene wird ein Satz Trainingsobjekte ausgewählt. Anders als bei der traditionellen Bildverarbeitung, bei der der gesamte Vorkommensbereich der Klasse durch Trainingsgebiete abgedeckt werden sollte, wird beim eCognition-Verfahren angestrebt, möglichst nur die Objekte auszuwählen, die typisch sind für die jeweilige Klasse. Da beim DPA-Datensatz jede Trainingsklasse ziemlich viele Pixel enthält, konnte mit einer geringen Anzahl von Trainingsobjekten (zwischen 5 und 10, d.h. über 300 Pixel pro Klasse) eine ausreichend genaue Bestimmung der Klasse erreicht werden. Nach jedem Klassifikationsschritt kann die Klassifikationsgenauigkeit durch Visualisierung der Subobjektstatistik überprüft werden (Abbildung 6.1.3-1).

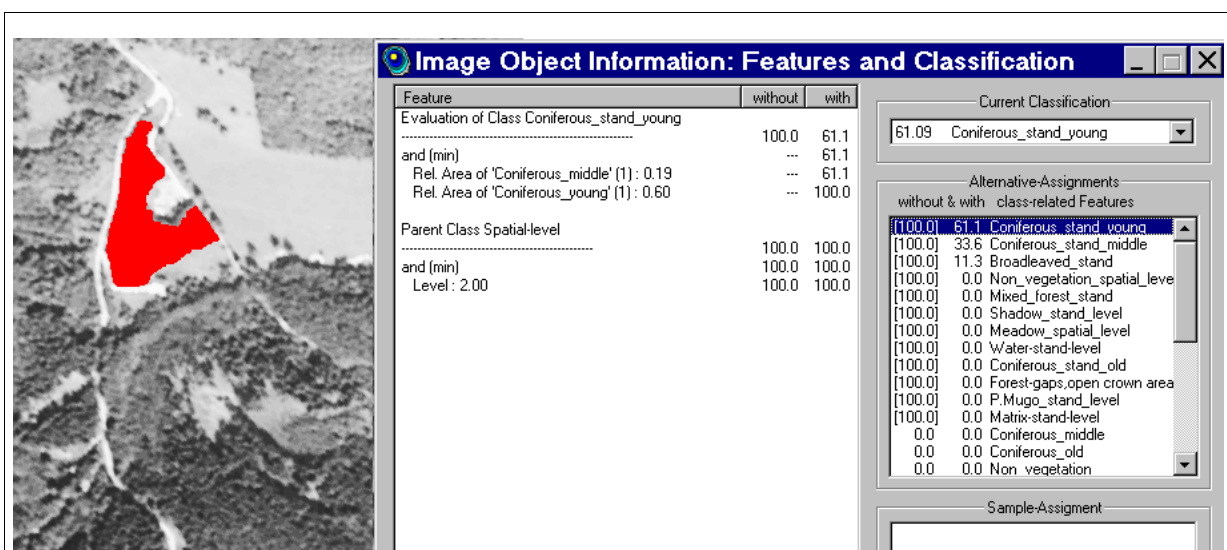


Abbildung 6.1.3-1: Ein Beispiel für die konkrete Zuordnung von Flächen auf Grund von Fuzzy-Logik-Abfragefunktionen; Der rot markierte Bestand ist als Nadelwald klassifiziert. Seine Zugehörigkeit Nadelwald-Jungbestand ist höher als zur Klasse Nadelwaldbestand mittlere Altersklasse. Über die relative Flächenanteil der Unterobjekten wird mit 19% die Klasse "coniferous middle" und mit 60% für die Klasse „coniferous young“ (60%) angezeigt. 0.19 und 0.60 sind Eigenschaften der Fläche. Auf Basis der Fuzzy-Funktion der durch den Operator vorgeschrieben ist wird daraus ein Zugehörigkeit von 61.1% für die Klasse „coniferous-**stand**-young“ berechnet.

6.1.4 Sonderfall: Schatten in der „spektralen“ Ebene der Objektprimitiven

Das eCognition-Verfahren nützt in der auf die spektrale Ebene folgenden „topologischen“ Klassifikationsstufe die Nachbarschaftsbeziehungen. In diesem Zusammenhang wird „Schatten“ zu einem spezifischen Merkmal bestimmter (Ober-!) Objektklassen. Deshalb wird in der Hierarchiestufe der „spektralen“ Klassifikation (unter-Objekte!) die Klasse „Schatten“ ausgewiesen, wobei zwei Klassen unterschieden werden: Erstens gibt es die Schlagschatten der Bergketten (Geländeschatten) und zweitens Schatten von den Kronen der Bäume.

Die Unterscheidung der beiden Schattenklassen erfolgt durch eine einfache Nachbarschaftsabfrage. Gehören die benachbarten Objektprimitiven der ersten Ebene ebenfalls zur Klasse Schatten, werden die Objektprimitiven zusammengefasst und der Klasse „Geländeschatten“ zugeordnet („topologische“ Klassifikationsregel in der horizontalen ersten Bildebene). Diese Unterscheidung gelingt nur aufgrund der spezifischen Eigenschaften des eCognition-Segmentierungsansatzes. Durch die Voreinstellung des Skalierungsfaktors auf einen Wert, der die Größe der Objektprimitiven beschränkt, werden auch in größeren, spektral homogenen Bereichen, wie etwa im Schlagschatten oder auch im Falle von Wasserflächen, kleinere unter- Objekte (Objektprimitive) erzeugt.

In diesem Sonderfall wird die Oberklasse „Schatten“ (shadow) somit spektral bestimmt, während die beiden Unterklassen Geländeschatten (connected) (vgl. Abbildung 6.1.4-4, Abbildung 6.1.4-2) und Schatten im Bestand (non-connected) die spektralen Merkmale der Oberklasse erben und durch topologische Regeln differenziert werden (Man beachte, daß; es sich hier um Unter-Objekte handelt, die einer Oberklasse zugeordnet werden !).

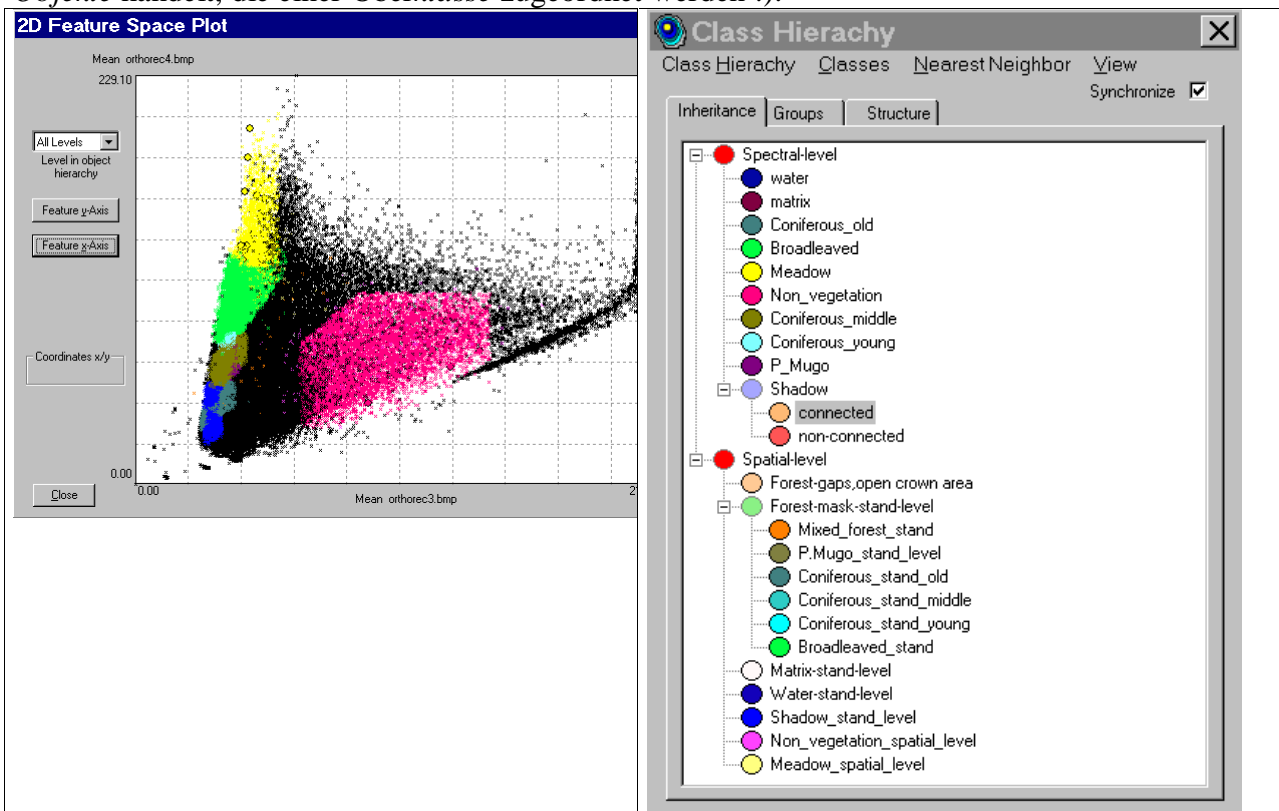


Abbildung 6.1.4-1: Spektrale Band Rot versus Abbildung 6.1.4-2: Das Klassifikationsmodell. In nahes Infrarot; Ein typische 'tasseled cap' Ebene 1 (Spectral-Level) werden die Verteilung der multispektrale Werte. Die Objektprimitiven nach spektralen Kriterien Farben stammen aus die Klassenverteilung wie klassifiziert. Auf Ebene 2 (Spatial-Level) in Abbildung 6.1.4-4. Unter Spatial Niveau werden diese anhand von topologischen Beziehungen zu „nutzerdefiniert sinnvollen Objekten“ zusammengefaßt

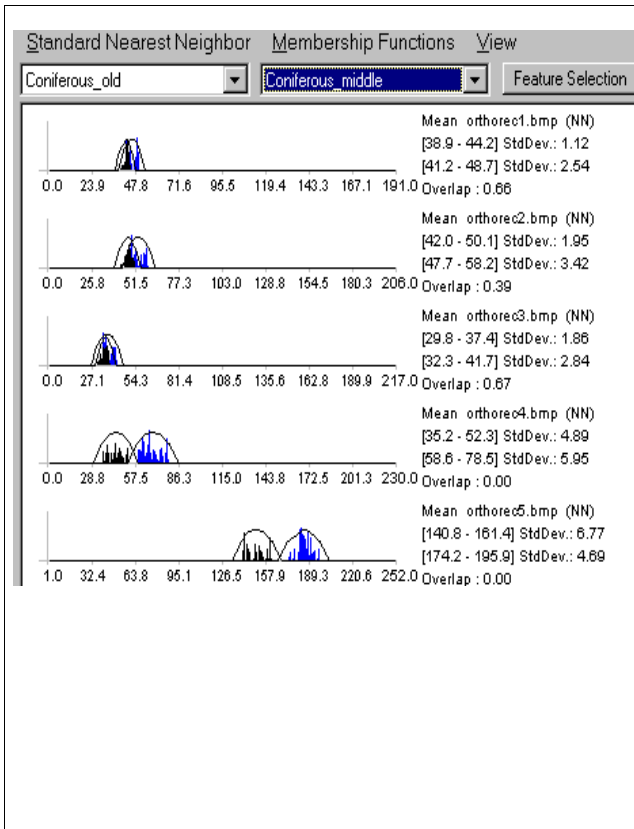


Abbildung 6.1.4-3: Entscheidungskurven für die Klassen ‚Nadelwald –alt‘ und ‚Nadelwald –mittel‘; In band 4 und 5 (NIR und MIR) ist die Unterscheidung dieser beiden Klassen möglich

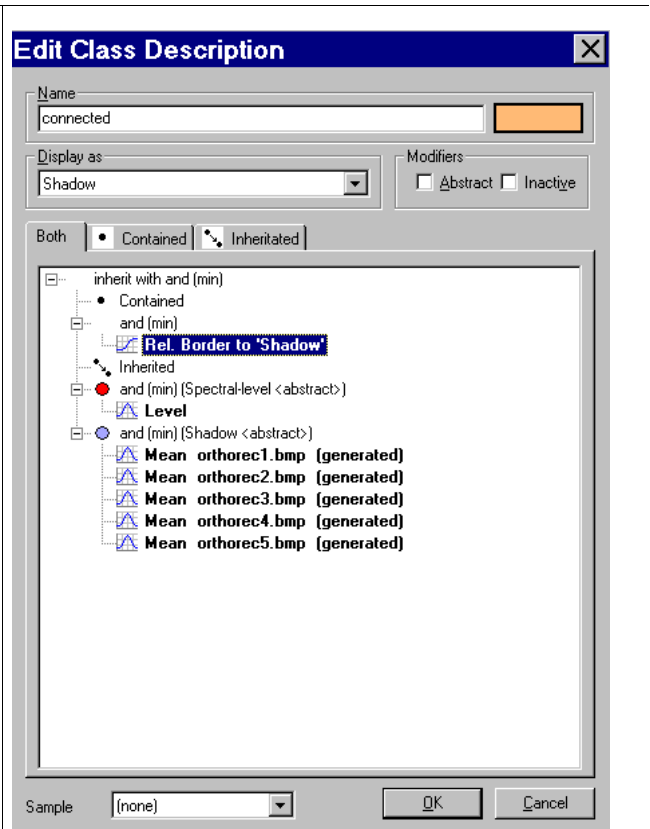


Abbildung 6.1.4-4: Klassifikationsregeln für die Klasse ‚Geländeschatten‘ (connected shadow) Die spektrale Information entspricht der Oberklasse ‚Schatten‘, die Ausscheidung erfolgt anhand der topologischen Regel ‚relative Länge der Grenze zu Schattenobjekten‘ > 50%

6.1.5 Die Database Query Language

Wie am Fallbeispiel der spektralen Klasse ‚Schatten‘ dargestellt, ist es möglich, topologische Beziehungen als Bedingung für eine bestimmte Klasse festzulegen. Das kommerzielle GIS verwendet die in Standardsoftware Paketen häufig verwendete SQL-Sprache (ARONOFF, 1993..). In der objektorientierten Datenbasis des eCognition-Softwarepakets ist der Zugriff auf die Abfragesprache als graphische Box konfiguriert, die eine manuelle Bearbeitung der Fuzzy Logik-Entscheidungskurve erlaubt. Anhand der Zugehörigkeitsfunktion wird jeder Attributwert in eine Werteskala zwischen 0 und 1 transformiert.

Abbildung 6.1.5-1 zeigt die graphische Bildschirmabfrage der horizontal wirkenden topologischen Bedingung ‚Nachbarschaft zu Schattenobjekten‘ (border to shadow). Diese Fuzzy Kurve zeigt eine Abfrage des Nachbarschaftsanteils der Schattenobjekte. Wenn mehr als 40 % (0.4) des Sub-objektes weitere Schattenobjekte berührt, steigt die Wahrscheinlichkeit das diese Sub-objekte der Klasse ‚verbundener Schatten‘ (Geländeschatten) angehören. Bei Werten von 50 % (0.5) und mehr ist die Zugehörigkeit zur Klasse ‚Verbündete Schatten‘ gleich 1 (=100%)

In Abbildung 6.1.5-2 zeigt die graphische Bildschirmabfrage einer vom Bearbeiter definierten, vertikal wirkende topologische Bedingung. Die Abfrage bezieht sich auf den relativen Anteil der Bildprimitiven der Klasse ‚Laubbaum‘ (relative area of broadleaved) und soll die Klasse ‚Mischbestand‘ definieren. Der steile Anstieg der Zugehörigkeitsfunktion nach dem ‚0‘ Wert erklärt sich durch die Bedingung, daß Laubbäume zwingend vorhanden sein müssen. Mit dem

Anstieg des Laubbaumanteils nimmt die Klassenzugehörigkeit zu „Mischwald“ zugunsten der Klasse „Laubwald“ ab. Bei 80 % (0.8) sinkt die Erwartung der Zugehörigkeit zur Klasse „Mischbestand“ auf Null.

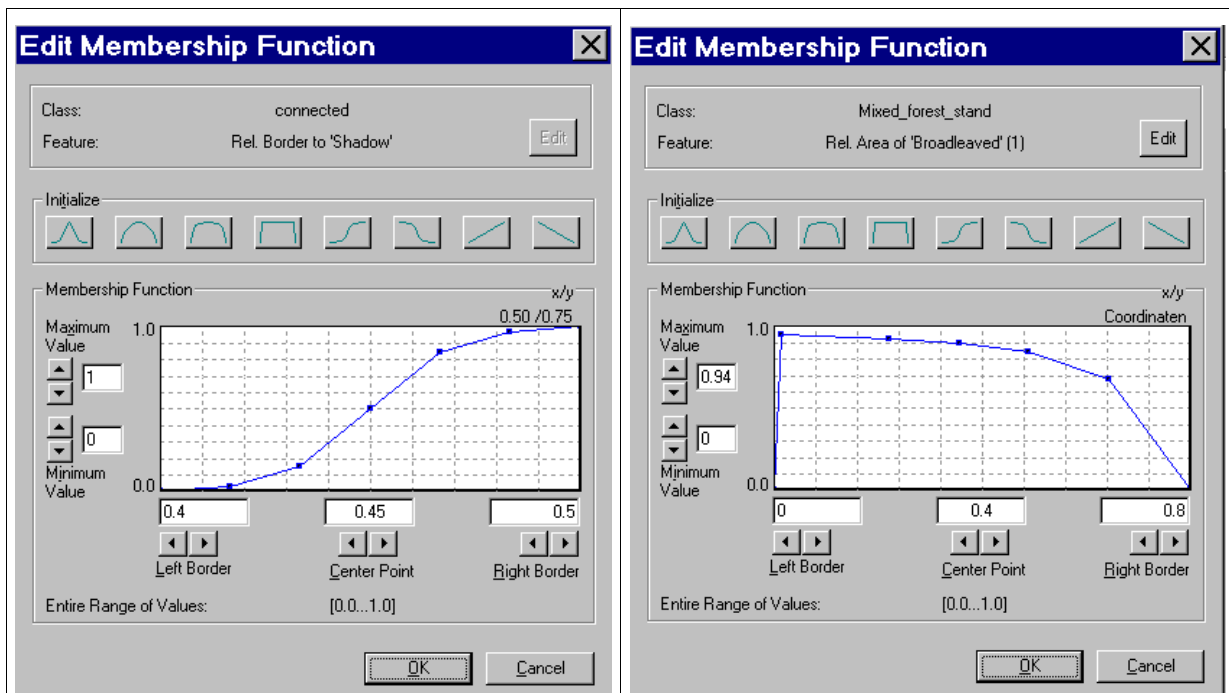


Abbildung 6.1.5-1: Fuzzy Logik Abfragefunktion 1

Abbildung 6.1.5-2: Fuzzy Logik Abfragefunktion 2

6.1.6 Räumliche Beziehungen

Die zweite Segmentierung liefert bereits eine hierarchische Ebene mit „nutzerdefiniert sinnvollen“ Objekten, die einer Beschreibung von „Waldbeständen“ bereits sehr nahe kommen (Abbildung 6.1.2-3). Diese Oberobjekte haben eine topologisch/semantische Bindung an die Subobjekte (*Objektprimitiven*) der spektralen Segmentationsebene. Die Klassifikation dieser Oberobjekte (Abbildung 6.1.6-2) erfolgt wiederum in mehreren Schritten. Der erste Schritt ist eine Analyse der typischen Waldbestände und gibt Auskunft über den Anteil der unterschiedlichen Subobjekte an der Gesamtfläche des Oberobjektes (relative area of subobject classes; vgl. Abbildung 6.1.5-2). Die Klassifikation erfolgt anhand der Häufigkeitsanteile von Subobjekten.

In Abbildung 6.1.6-3 wird dieser Ablauf dargestellt. Unklassifizierte Unterobjekte (Bild-Primitiven) sind durch blaue Umrisse gekennzeichnet. Jedes Oberobjekt (in Rot) setzt sich aus mehreren, aufgrund ihrer spektralen Eigenschaften klassifizierten Unterobjekten zusammen. Für Objekte der Klasse „Wald“ ist Schatten ein charakteristisches Merkmal. Während Schatten für einen Nadelwaldbestand typisch ist, wird ein geschlossener Buchenbestand praktisch keinen Schatten aufweisen. Dieses ist u.a. mit ein Grund dafür, daß Nadelwaldbestände zu den dunkelsten Objekten in Satellitendaten gehören. Schattenbereiche im Buchenwald wiederum deuten auf Lücken im Bestand hin. In vorliegendem Fall zeigen die Fichtenaltbestände unregelmäßige, bereichsweise unterbrochene Schattenzonen, die so typisch sind, dass sie in den Regelsatz für die Klassifizierung von Fichte-Altbestand aufgenommen wurden.

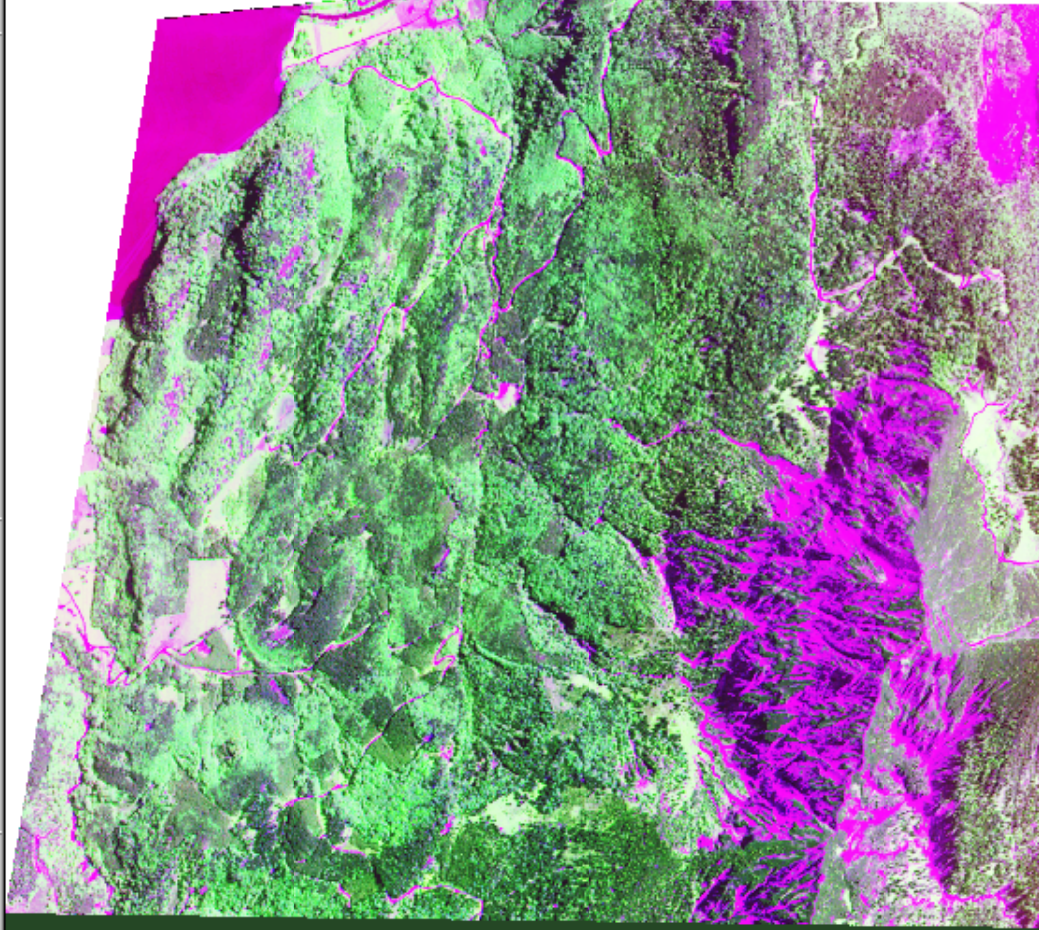


Abbildung 6.1.6-1: Farbkomposit der Bandkombination RGB = Rot, NIR, grün, des Gesamtausschnitts

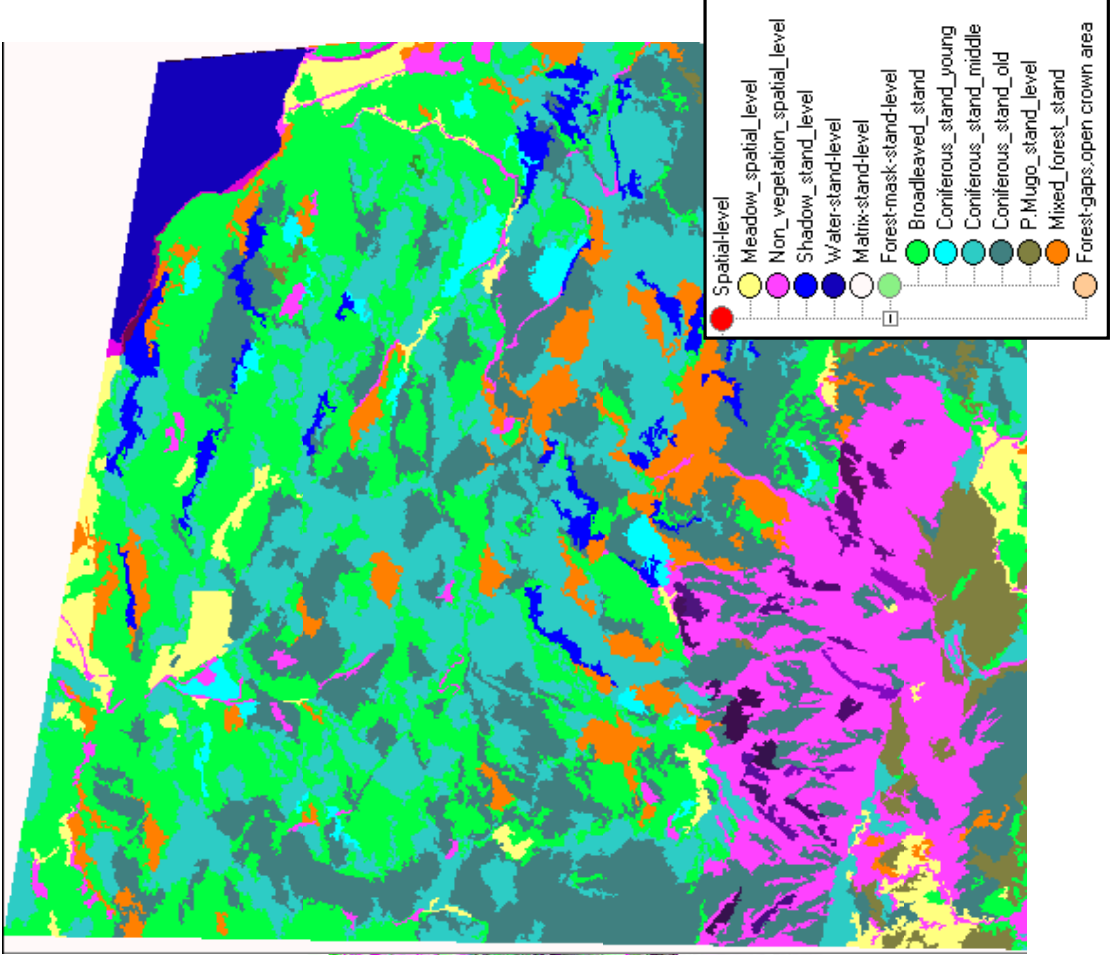


Abbildung 6.1.6-2: Ergebnis der Klassifikation über topologische Merkmalsvergleiche zwischen unterschiedlichen Ebenen (vertikale Analyse).

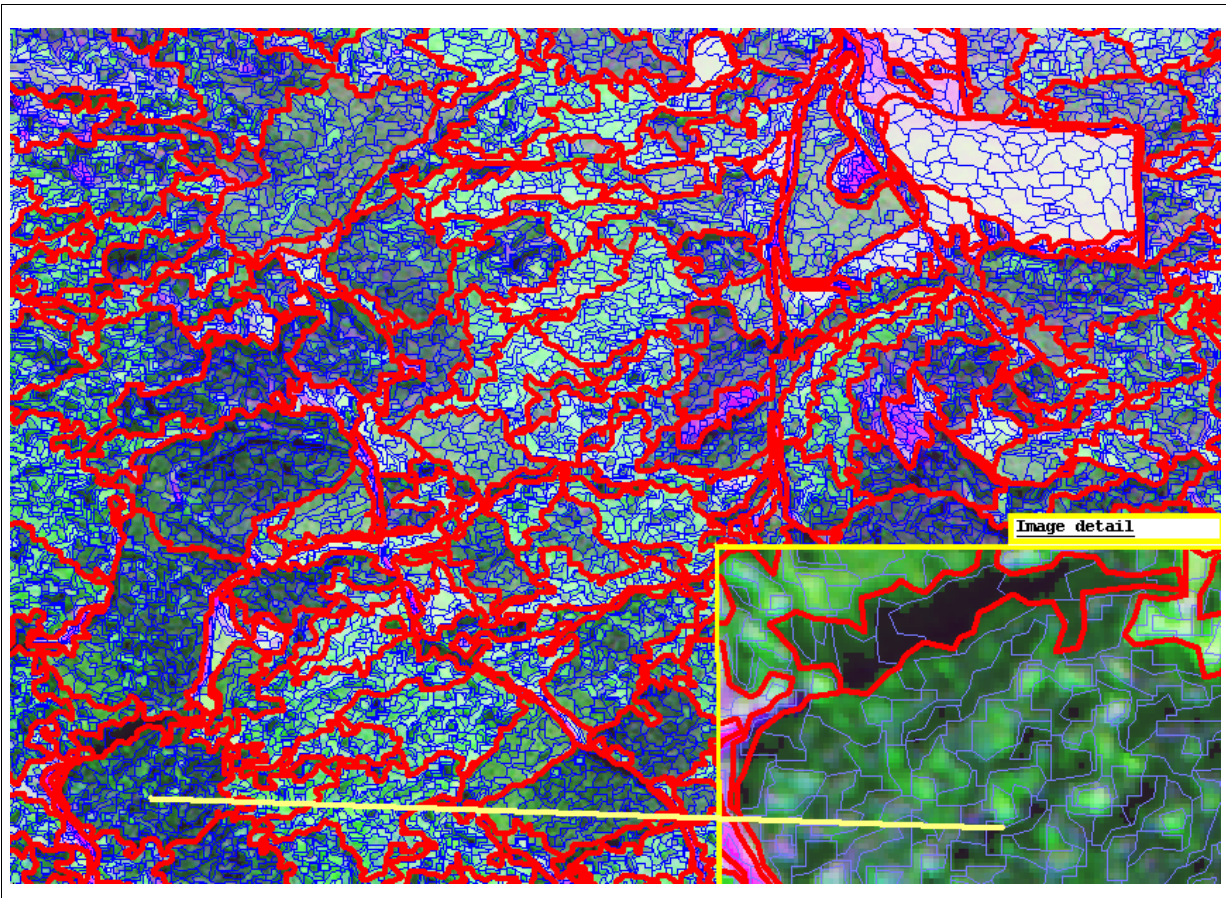


Abbildung 6.1.6-3: Eine Kombination von Abbildung 6.1.2-1, Abbildung 6.1.2-2 und Abbildung 6.1.2-3. Die komplexen Objektprimitiven sind als blauer, "nutzerdefiniert sinnvolle Objekte" als roter Umriss dem Farbkomposit der DPA Kanäle RGB = Rot, Grün, Blau überlagert. Im Bildausschnitt rechts unten repräsentieren die hellen grünen Bereiche Laubbäume, die dunklen grünen Nadelbäume, die schwarzen Bereiche sind Schatten. Sind die Segmentationsparameter passend gesetzt werden die Objektprimitiven Baumkronen, "nutzerdefiniert sinnvollen Objekte" bereits Bestände abgrenzen. Die Lage jedes Objektes ist zusammen mit seinen statistischen und spektralen Merkmalen in einer Objektdatenbank gespeichert. Die Grundzüge eines GIS sind damit bereits vorhanden (Datenbank mit Objektmerkmalen, Objektgrenzen)

6.1.7 Automatische Flächen-Delineation

Das Ergebnis eines eCognition-Segmentations / Klassifikationsdurchlaufs besteht in eindeutig begrenzten, lokalisierten und einer Klasse zugeordneten Objekten mit angegliederter Attributtabelle, die bereits die Grundzüge eines GIS bilden. Die Überführung in ein Fach-GIS erfordert trotzdem eine Nachbearbeitung der Daten, da die Georeferenzierung für dieser Bild-Daten kompliziert ist.

Für ein GIS-Updating wird es schwierig, wenn das eCognition-Verfahren Bildobjekte ausgeschieden hat, die zwar durch die gemeinsamen Eigenschaften derselben Klasse angehören, aber allein schon wegen ihrer Größe und Verzweigung nicht geeignet sind, in einem GIS zielorientiert verwaltet zu werden.

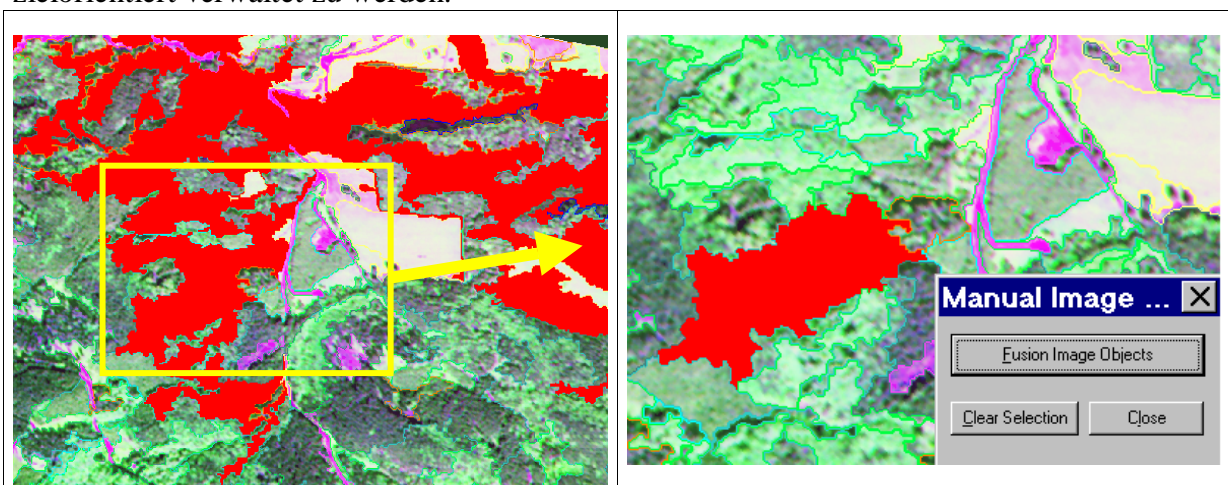


Abbildung 6.1.7-1: Die Segmentation / Klassifikation hat zur Ausweisung eines stark zergliederten, großen Super-Objekts der Klasse Laubwald geführt. / Abbildung 6.1.7-2: Ausschnitt der Abbildung 7.1.-1. Um ein verwaltbares Forst-GIS zu schaffen, wird dieses Superobjekt durch manuelle Selektion in verwaltbare Bestände unterteilt

Ein Beispiel für diesen Fall ist Abbildung 6.1.7-1 zu entnehmen. Die **Klasse** Laubwald zerfällt in wenige zusammenhängende, aber stark zergliederte **Objekte**. Die Abbildung zeigt *ein* ausgewähltes Objekt dieser Klasse, wo die Zwischengrenzen von Laubwald-ober-Objekten an die Stelle weggenommen sind, wo Laubwald-ober-Objekten sich berühren (object-fusion Abbildung 6.1.7-2). Einzelne kompakte, größere (ober-) Objekte, die aber Teilobjekte diese Fusionsprodukt sind, werden durch Korridore miteinander verbunden. Vom ökologischen Standpunkt macht es im Hinblick z.B. auf Brandgefahr oder Artenmobilität durchaus auch Sinn, diese Verbindung der Laubbäume darzustellen. Sie ist in die Natur anwesend. Aus der Sicht der Forstwirtschaft sind aber deutlich abgegrenzte Laubbaumbestände wertvoller, da gezielt Maßnahmen geplant und durchgeführt werden können. Vor Übernahme in ein GIS sollten diese Fusionsprodukte daher sinnvollerweise in kleinere Objekte unterteilt werden. Dieser letzte Schritt ist im Sinne einer Automatisierung der Abläufe noch nicht zufriedenstellend gelöst. Das Problem liegt darin, daß an dieser Stelle die Schnittstelle zwischen einer Bildanalyse und den völlig anders gelagerten Erfordernissen eines Forstbetriebes angesiedelt ist. Während das computergestützte Verfahren nach Kriterien entscheidet, die im verfügbaren Datenmaterial (FE und GIS) enthalten sind, kommen im Falle der forstbetrieblichen Praxis weitere Gesichtspunkte hinzu, die derzeit noch vom Forsteinrichter / Forstfachmann visuell entschieden werden, da die dafür notwendigen Entscheidungsregeln und Daten computertechnisch nicht bearbeitbar vorliegen.

In der Praxis ist dieses kein ernsthaftes Handikap. Im Falle einer Forsteinrichtung etwa ist die genaue Überprüfung durch den Fachbearbeiter immer erforderlich. Die manuelle Abgrenzung oder auch Zusammenführung von verfahrenstechnisch abgegrenzten oder nicht abgegrenzten Bereichen nach Kriterien, die ein Forstbetrieb vorschreibt, ist daher ein Verfahrensschritt, der in jedem Fall durchgeführt werden muß. Weitgehend automatische Objektfusion vereinfacht damit die Delineation (Digitizing) entscheidend.

6.2. Fallstudie 2A: Synergetische Nutzung von HR-FE und GIS Daten

In diesem Fallbeispiel soll aufgezeigt werden, wie die Integration von GIS und Fernerkundungsdaten in einer objektorientierten Analyse des eCognition-Verfahrens abläuft. Diese Studie wertet multispektrale SPOT 4-Daten in Verbindung mit einem aus digitalen Orthophotos erstellten, panchromatischem Kanal mit 5 m Pixelauflösung aus. Die Kombination von multispektralen Bändern mit geringerer Auflösung mit einem panchromatischen Band höherer Auflösung hat sich bei den operationellen Systemen der 90er Jahre durchgesetzt (Landsat 7 ETM, Spot-HRV, IRS, MOMS-2P, Ikonos). Die Fallstudie zeigt, wie die objektorientierte Methode die Gewinnung neuer Parameter aus der Kombination dieser Bänder bei der Analyse ermöglicht.

Satelliten der Landsat-Generation wie Landsat, SPOT, MOMS, IRS und der neue Terra-Satellit sind die wahren "Arbeitstiere" der anwendungsorientierten FE und haben sich in letzten zwei Jahrzehnten ein breites Anwendungsspektrum erobert. Die Leistungsmerkmale dieser Satellitensensoren haben sich für Bearbeitungsmaßstäbe im Bereich von 1:25.000 bis 1:200.000 bewährt. Qualität, Menge, kurzfristige Verfügbarkeit aber auch die Einschränkungen in der Ableitung thematischer Information aus Datensätzen dieses Typs sind allgemein bekannt und dienen als Referenz für neue Datenprodukte. Gerade auch aufgrund ihres niedrigen Preises ist es von Interesse herauszufinden, in wieweit neue Analysemethoden das Ergebnis einer HR-Datenauswertung verbessern können.

In diesem Fallbeispiel wird ein Datensatz des SPOT 4 Sensors, aufgenommen am 21.6.1998 mit einem Einfallswinkel (*incidence*) von $27,9^\circ$ (Richtung Westen) und $9,1^\circ$ Orientierungswinkel (*Orientation angle*, Nord-Süd-Achse), analysiert. Es handelt sich um ein der ersten, vom Spot 4 Sensor erfassten Datensätze, bei dem die Schrägneigungsfunktion des Sensors getestet wurde. Das, zur Simulation eines MOMS-2P HR (5 m Auflösung) genutzte panchromatische Band ist ein Mosaik aus 15, vom Bayerischen Landesvermessungsamt bezogenen Orthofotos mit 80 cm Auflösung vom 1.10.1996. Für dieses Fallbeispiel wurde das Orthophotomosaik auf eine Auflösung von 5 m neu berechnet (resampled).

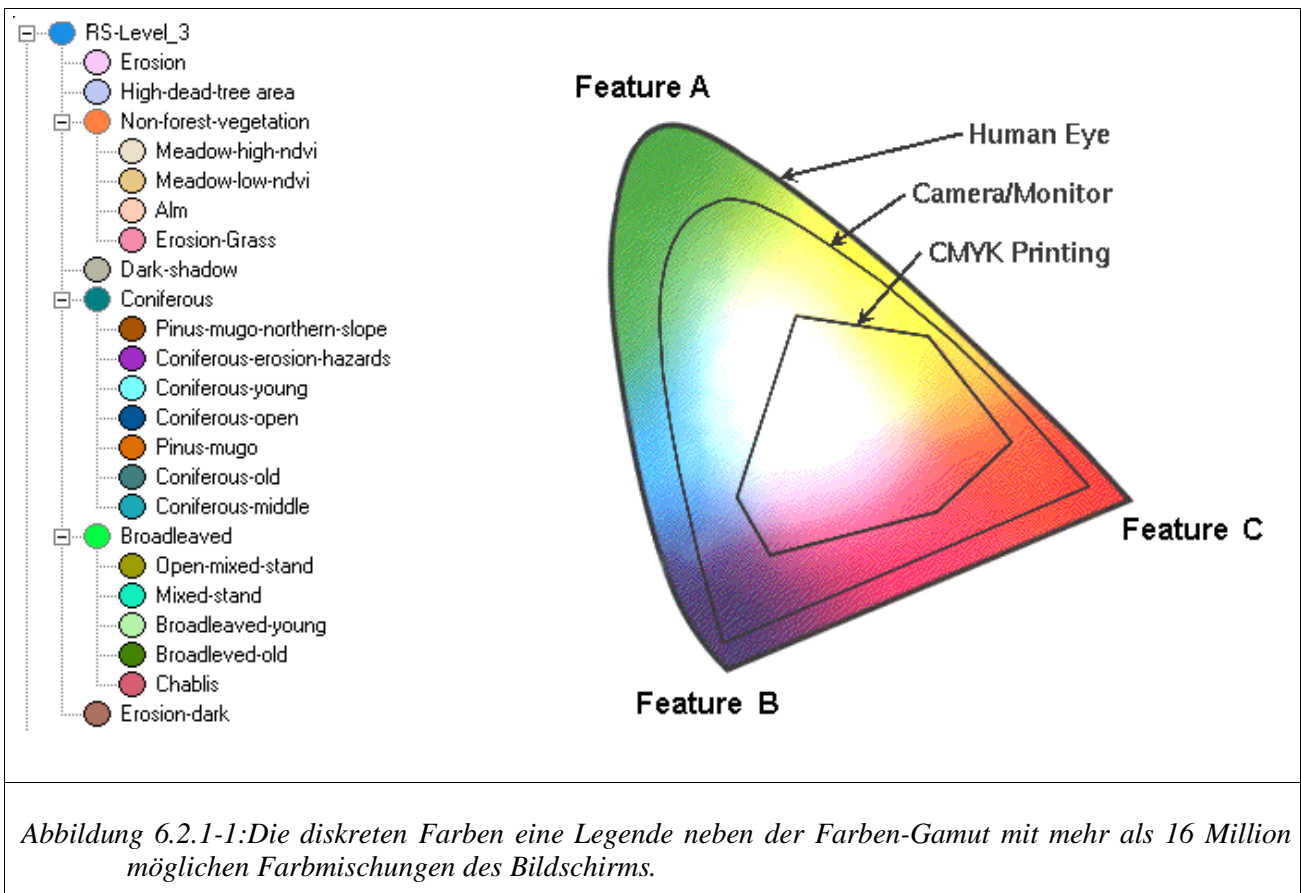
Die geometrischen Korrekturen des SPOT-Bilddatensatzes stützen sich auf das DTM mit einem 50 m Gradnetz und wurden mit Hilfe des SILVICS Softwarepaketes durchgeführt (s. Kap.2.1). Das Ergebnis weist lokale Abweichungen von bis zu 3 Pixel auf, die nicht mit einem systematischen Fehler erklärt werden können. Sie werden am ehesten durch lokale DGM-Abweichungen erklärbar. Trotz dieser Ungenauigkeiten ist eine Analyse möglich. Diese Einschätzung wird auch durch Versuche von GALLAUN ET AL. (1998) bestätigt, welche gezeigt haben, daß lokale räumliche Fehler (Pixel-Fehler) auf Waldflächen nicht automatisch auch den thematischen Gehalt der räumlichen Information verringern müssen. Um eine Verbesserung der Analyseergebnisse zu erreichen, ist die Co-Registrierung von multispektralem und panchromatischem Datenstandard notwendig. Die radiometrische Korrektur wurde mit dem ATCOR 3 Softwarepaket bei der DLR von Dr. R. RICHTER durchgeführt (vgl. Kap. 2.1).

6.2.1. Der Farben-Gamut

Abbildung 6.2.1-1 zeigt den sogenannten Farben-Gamut. In der digitalen Fernerkundung wird die Visualisierung über die drei Farbkomponenten rot, grün, blau des RGB-Systems der *Braunschen* Röhre des Monitors erreicht. Die Anwendung der Kombination rot-grün-blau in Fallstudie 2A ist eine Entscheidungshilfe bei der Merkmalsselektion. Für bestimmte Merkmale

(,Features‘) kann es nützlich sein, die Datenbankwerten zu visualisieren um über die Verteilung der Merkmale, deren Bedeutung für eine Landschaft zu verstehen.

Wenn sich ,objects of interest‘ schon durch Unterstützung des Farben-Gamuts stark hervorheben ist es z.T nicht notwendig eine eigene Legende zu erstellen. Wenn also eine Klasse von Objekten überwiegend durch ein sehr auffälliges Merkmal geprägt wird z.B wie in Abbildung 6.2.1-1 ein Merkmal **B** (Feature B) dabei gleichzeitig keine oder sehr niedrige Anteilen der Merkmalen A und C aufweisen, wird in der Abbildung (Bildschirm) alle Objekte dieser Klasse durch Blautönen, gegenüber alle andere Klassen (in grün-gelb-rot Farbtönen) hervorgehoben.



6.2.2. Der Projektaufbau

Eine erste Möglichkeit, Expertenwissen in den Analyseprozess einfließen zu lassen, ist die Konstruktion eines hierarchische strukturierten sematischen Netzwerkes. Es impliziert die Erstellung von unterschiedlichen Datenebenen und die hierarchische Verknüpfung von Ober- und Unterobjekten aus unterschiedlichen Ebenen. Die Hierarchie der vier Ebenen (layer) des Projektes ergibt sich aus dem Informationsfluss der zur Bestimmung der Objekte der jeweiligen Ebene gehört. Die „nutzerdefiniert sinnvollen Objekte“ (objects of interest) werden in Ebene 3 gebildet. Ebenen 1 und 2 steuern Unterobjekte bei, die anhand von GIS Informationen gebildet werden. Auf Ebene 4 werden klassifizierte Objekte aus Ebene 3 anhand von GIS Regelwerken näher bestimmt (s. BUCK, 2001).

Die Basis der Analyse bilden vier Segmentierungsschritte. Aufbauend darauf wird Ebene 3 klassifiziert. Objektebene 3 wird zweimal dupliziert. Eine Kopie von Ebene 3 wird in Ebene 4 mit GIS Informationen verknüpft. Die zweite Kopie wird dazu genutzt, nicht klassifizierbare Objekte der Ebene 3 über ein abgeleitetes Merkmal, in diesem Fall den NDVI, näher zu definieren.

Die folgenden 4 Objektebenen werden durch Segmentation erzeugt, wobei jede nachfolgende die Grenzen der vorherigen Segmentation respektieren muss:

1. Eine auf Bildobjekten basierte Ebene, die über den NDVI und das panchromatische Band abgeleitet wurden (Layer 3).
2. eine GIS Ebene mit Inventurpunkten der Waldinventur (*inventory points*; Layer 2)
3. eine Ebene mit Unterobjekten ähnlicher Exposition (*aspect*; Layer 1).
4. eine durch GIS Regelwerke aus den Bilddaten erstellte Ebene (Layer 4, Kopie der Objekte von Ebene 3, ohne Klassifikation)

Für die Verifizierung wird anschließend eine weitere Ebene für die Sonderobjekte erzeugt. Intern wird eCognition die ehemalige Ebene 4 jetzt als Ebene 5 führen, während die Verifikationsebene deren Platz als Ebene 4 einnimmt. Die Auswirkungen dieses Schrittes sind, dass die, durch GIS bestimmte Klassifikationsebene als Oberobjektebene erhalten bleibt.

Auf Ebene 3 sind die Toleranzparameter der Segmentation so gewählt, daß die kleinste registrierte Gruppe einer Lückengröße im Waldbestand von 0.5 Hektar entspricht (Abbildung 6.2.2-2). Bei der kombinierten Segmentierung werden die beteiligten Bänder unterschiedlich gewichtet. Das panchromatische Band erhält den Gewichtungsfaktor 1, der NDVI 0.5 und SPOT 2, 3 und 4 jeweils 0.2. Die daraus resultierenden Objekte zeigen einen gewissen Bezug zur Homogenität der Waldbestände. Die Ergebnisse der Segmentation werden anschließend anhand spektraler Merkmale klassifiziert (Ebene 3).

Das Kopieren einer Ebene erzeugt zwei Ebenen mit identischen Objekten. Dieser Trick erlaubt es, in Ebene 4 die identischen Objekte aus Ebene 3 als Unterobjekte zu behandeln. Damit wird es möglich, GIS-Regelsätze für die Klassifikation in dieser Ebene anzuwenden, die das Ergebnis der Klassifikation (Abbildung 6.2.3-2 und Abbildung 6.2.3-14) aus Ebene 3 nicht beeinflussen, ja mehr noch, die diese Klassifikationsergebnisse sogar zu weiterführenden GIS-Analysen nutzen können (siehe BUCK, 2000).

Ebene 2 beinhaltet die Inventurpunkte (Abbildung 6.2.2-3) des Wald-GIS. Um die Inventurpunkte in Analysen nutzen zu können, wurden sie als 4*4 Pixel große Subobjekte in einer eigenständigen Datenebene definiert (dies entspricht einer Fläche von 20 * 20 m). Ebene 1 (Abbildung 6.2.2-4) schließlich enthält Subobjekte, gebildet entsprechend ihrer Exposition innerhalb der Oberobjekte aus Ebene 3. Punktdaten aus Ebene 2 werden nicht verändert.

Im weiteren Verlauf dieser Fallstudie wird ausschließlich mit Ebene 3 gearbeitet. Die Ebenen 1 und 2 wurden aus den GIS Untersuchungen von BUCK (2000) übernommen. Das Klassifikationsergebnis aus Ebene 3 wird zu weiterführenden GIS Analysen an BUCK (2000) zurückgeleitet (Ebene 4). Die Klassifikation der Ebene 3 beschränkt sich auf die Auswertung der spektralen Merkmale. Die Fuzzy-Logic-Zugehörigkeitsfunktionen (Abbildung 6.2.3-1), die zur Klassenzuweisung genutzt werden, gehen primär von einer Gauss'sche Verteilung der Grauwerte aus. Ist diese Annahme nicht erfüllt, wird auf einen ,Box'-Klassifikator zurückgegriffen.

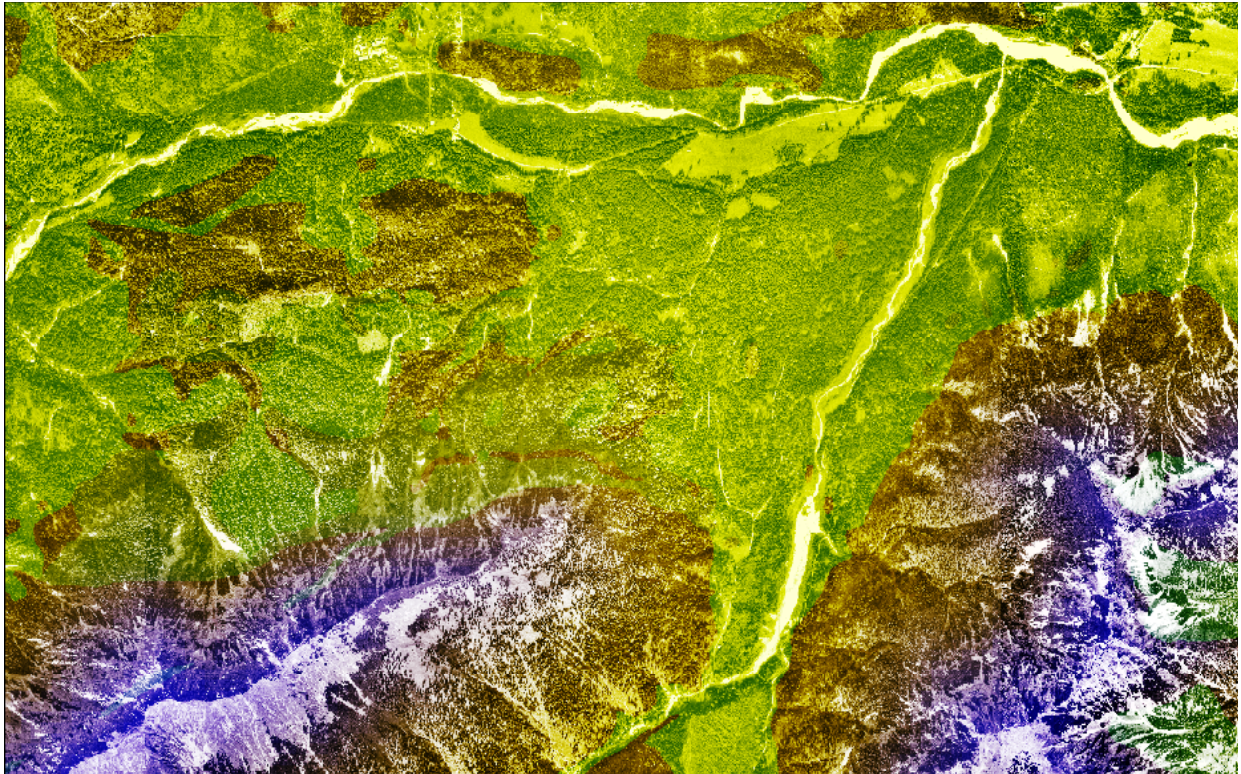


Abbildung 6.2.2-1: Visualisierung von drei Informationsquellen. Die Kodierung der RGB Farbausgabe erfolgte mit G=Geologie (Frabttöne von bräunlich bis gelblich-grün); Höhe (DGM) rot und blau, (Höhenwerte erscheinen in magenta), überlagert mit dem transparent dargestellten Orthofoto (grau, 5 m Pixelgröße).

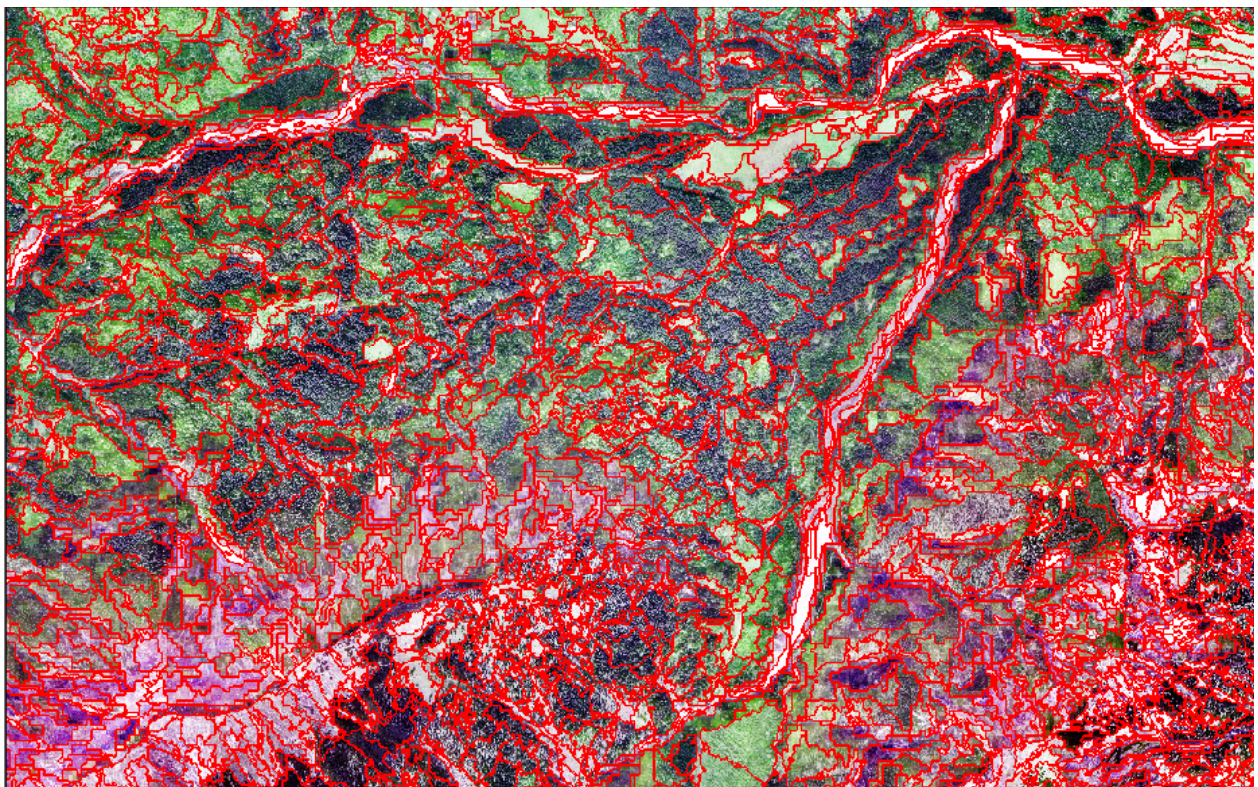


Abbildung 6.2.2-2: Farbkomposit der Spot-Bänder RGB = 2,3,4, überlagert mit den Bild-Objekten der Ebene 3 (rot) und einem Orthofoto als transparente Ebene.

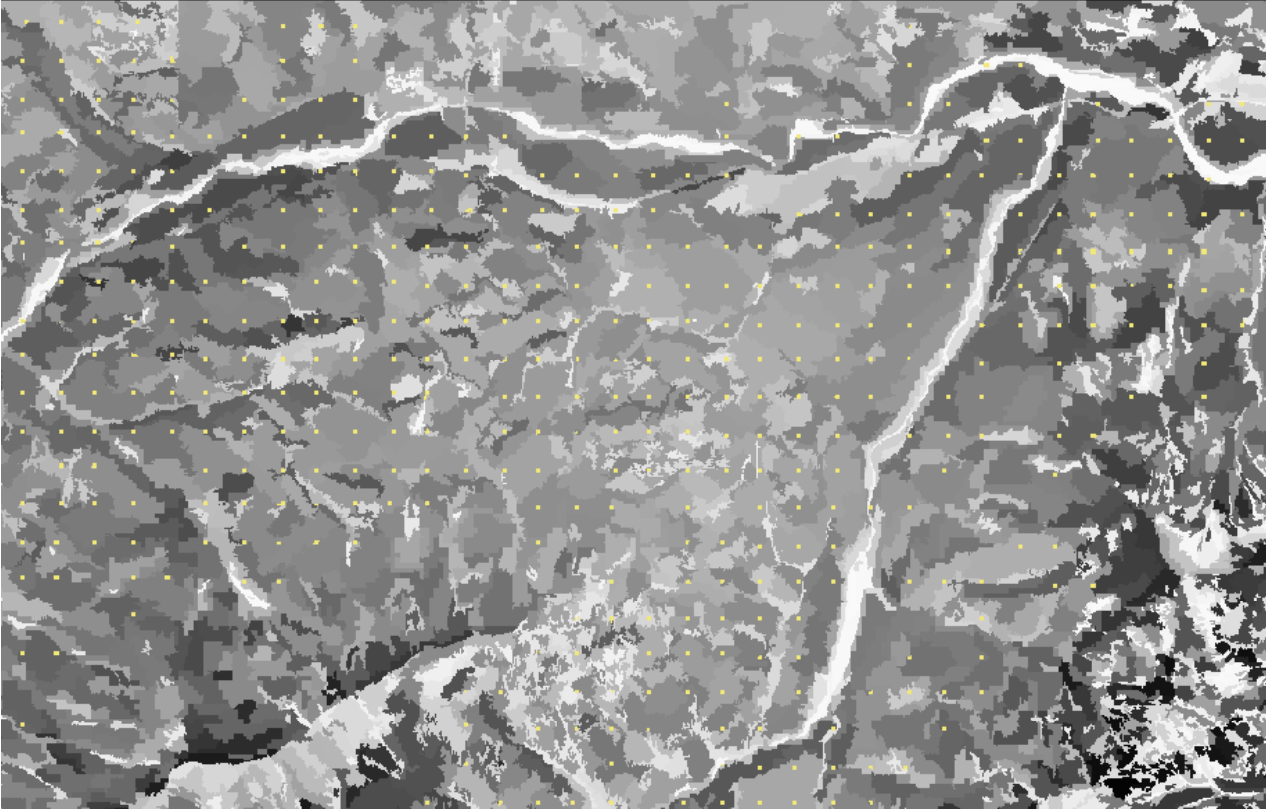


Abbildung 6.2.23: Ebene 2, mit Inverturpunkten (gelb) als Bild-Objekten ($400\text{m}^2 = 4 * 4 \text{ Pixel}$).

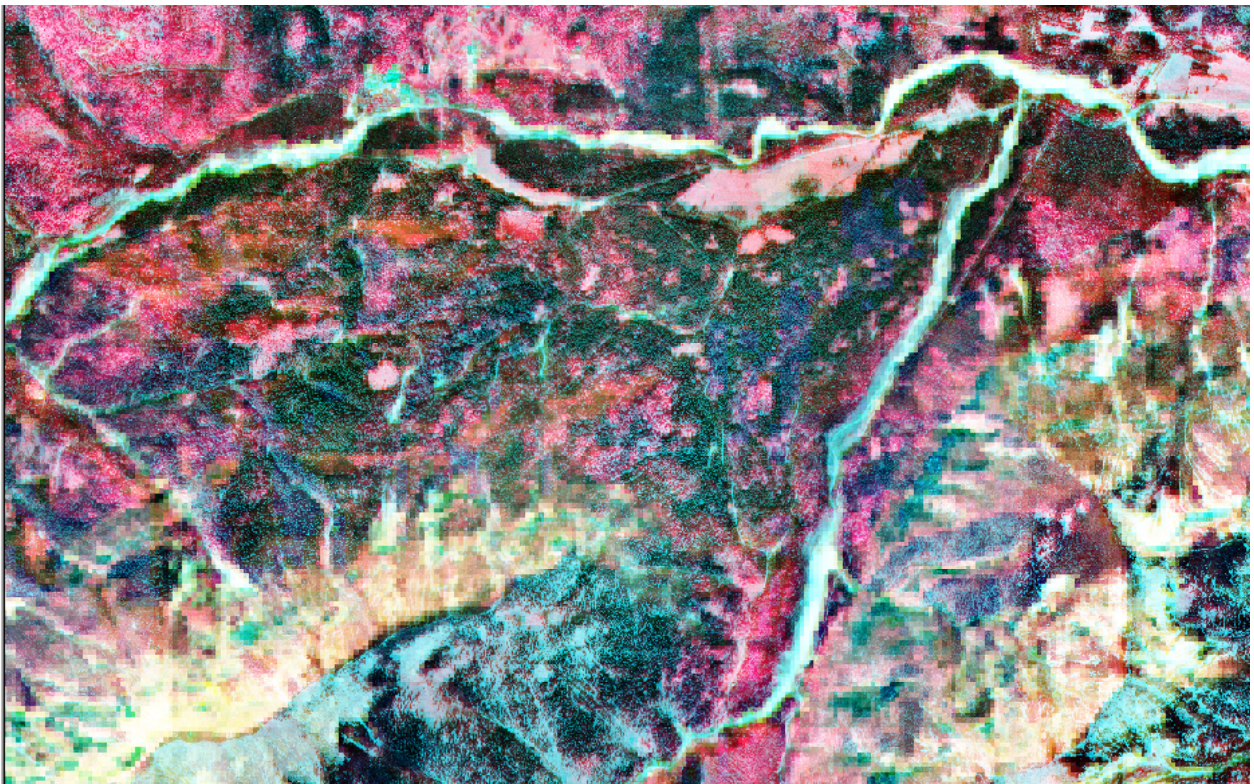


Abbildung 6.2.24: Ebene 1; Exposition kodiert über einer Falschfarbendarstellung, überlagert mit dem Orthofoto-Mosaiks als transparente Ebene. Fläche mit gleiche Farbe deuten die gleiche Exposition an.

6.2.3. Merkmalsauswahl (*Feature Selection*)

Die Analysen der vorliegenden Fallstudie schließen die Originalbänder, abgeleitete Bildprodukte sowie, beim Segmentationsvorgang berechnete, statistische Merkmale der Objekte ein. Für die Klassifikation ist eine klassenabhängige Selektion der relevanten, diskriminierenden Merkmale durch den Bearbeiter erforderlich. Diese Selektion kann über die Visualisierung im Merkmalsraum der Objektdatenbank oder im Bildbereich erfolgen.

Auswahl über den Merkmalsraum der Objektdatenbank

Die Sammlung der nutzbaren Entscheidungskurven eines Projektes ist sehr umfangreich. Ein Beispiel für solche Entscheidungskurven ist in Abbildung 6.2.3-1 dargestellt. Im Anhang ist die vollständige, für eine Objektklasse (Coniferous-old) genutzte Merkmalsammlung aufgelistet. Auf der beiliegenden CD sind alle, im eCognition Projekt berechneten Merkmale gespeichert und jederzeit einsehbar. Durch die Möglichkeit der Visualisierung der Fuzzy-Logik-Entscheidungskurven (Abbildung 6.2.3-1) wird die Selektion erleichtert. Für jede Klasse wird eine Auswahl der Bänder vorgenommen, die ein hohes Unterscheidungspotential aufweisen. Die Erfahrung lehrt, daß Band 3 und 4 von SPOT und die relative Helligkeit des panchromatischen Bandes in der Regel aussagekräftig sind. Klassenabhängig können auch andere spektrale Merkmale oder auch Derivate genutzt werden. Wie Abbildung 6.2.3-1 zeigt, können in diesem Fall die Klassen "Broadleaf Old" und "Coniferous Old" zufriedenstellend über die Grauwertverteilung im Mittleren Infrarot-Band (Band 4) von SPOT differenziert werden, während die *first moment filter* Operation keine nutzbaren Ergebnisse liefert.

Die Hüllkurvendarstellungen in Abbildung 6.2.3-3 deuten gute Trennbarkeit für mehrere Attribute an. Eine Datenreduktion kann durch eine Korrelationsanalyse zweier Attribute erreicht werden. In Abbildung 6.2.3-4 zeigen sich die Standardabweichungen von Band 3 und 4 von SPOT als nur gering korreliert. In diesem Fall weist die Visualisierung darauf hin, das beide Attribute zur Charakterisierung der Objekte genutzt werden sollten.

Die fachlich überraschende Tatsache, dass die Standardabweichungen im NIR und MIR nur wenig korreliert sind, konnte aus Zeitgründen leider nicht weiter vertieft werden.

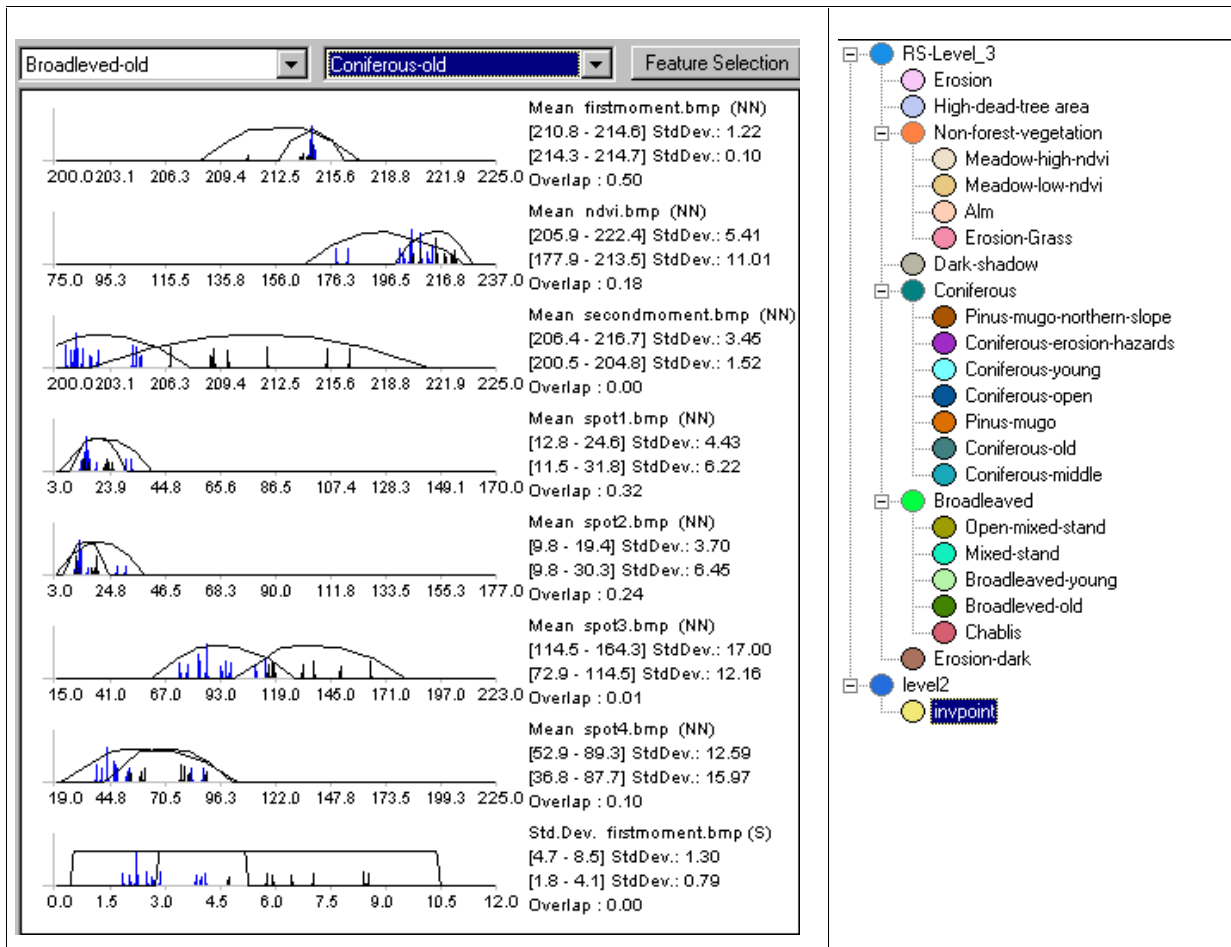


Abbildung 6.2.3-1: Merkmalsauswahl (Feature Selection). Die Kurven zeigen die Fuzzy-Logik Regeln zur Bestimmung der Klassenzugehörigkeit an. Das Merkmal StDev (Standard deviation) des Kanals *first-moment*, ein Texturmerkmal, ist als ein sogenannt 'Box'-Klassifikator eingesetzt und wird als eckige 'Kurve' abgebildet.

Abbildung 6.2.3-2: Klassen in Layer 3 mit Ober- und Unterklassen (Super and Sub Classes)

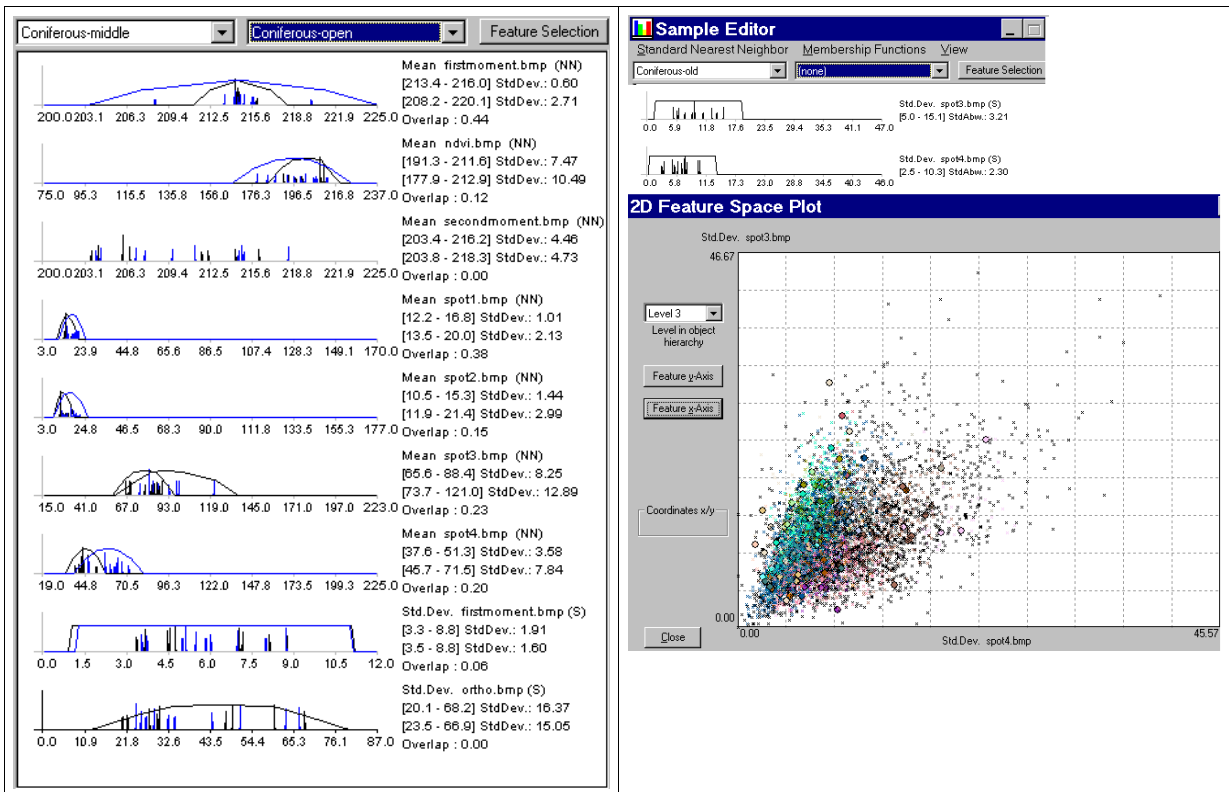


Abbildung 6.2.3-3: Merkmale und Entscheidungskurven für die Klasse "Coniferous Old". Die Verteilung für den first moment filter zeigt große Überlappung. Über Band 4 von Spot gelingt die Unterscheidung am besten.

Abbildung 6.2.3-4: Entscheidungskurven (oben) und der dazugehörige zweidimensionale Feature Space Plot (unten) für das Merkmal Standardabweichung in Band 3 und 4 von SPOT der Klasse "Coniferous Old", Farben aus der Legende Abbildung 6.2.3-2)

Merkmalsauswahl durch Visualisierung der Attribute im Bildbereich

Eine objektorientierte Analyse bietet die Möglichkeit, jedes der in der Tabelle aufgelisteten Attribute im Bildbereich zu visualisieren (Abbildung 6.2.3-5, , Abbildung 6.2.3-6 und Abbildung 6.2.3-7). Jeder Farbkomponente aus das RGB System kann ein anderes Merkmal zugewiesen werden. So können gleichzeitig drei Merkmale dargestellt werden. Im GIS-Bereich wird in der Regel jeweils nur eine einziges Attribut dargestellt, wobei die Visualisierung anhand einer Zuweisungstabelle und damit verknüpften Farbcodes („look up tables, Abbildung 6.2.3-10) erfolgt, über den der Wert des Attributes kodiert wird.

Einer der bemerkenswertesten Vorzüge der objektorientierten eCognition Lösung ist die Möglichkeit, beide Visualisierungsmethoden zu kombinieren (data-fusion, data concatenation vgl. Abbildung 6.2.2-1). Dieses wird dadurch erreicht, daß die Attributwerte in Grauwerte umgerechnet und jeder RGB-Farbkomponente ein anderes Merkmal zugewiesen wird (Abbildung 6.2.3-6 und Abbildung 6.2.3-7). Zum Vergleich werden in den Abbildung 6.2.3-8 und Abbildung 6.2.3-10 die gleichen Informationen in einem Raster / Objektbild und in einem Standard ArcView-*shape file* gegenübergestellt. Die Vorteile dieser Visualisierungstechnik sind in Abbildung 6.2.3-12 zu erkennen Die Abbildung 6.2.3-12 zeigt eine Kombination von Abbildung 6.2.3-6, Abbildung 6.2.3-7 , und Abbildung 6.2.3-9. Hier wird deutlich, daß die Standardabweichung der Infrarotbänder von SPOT möglich genutzt werden kann, um innerhalb **einer Klasse**, etwa ‚Nadelwald Mittel‘, die Objekte unterschiedlicher Heterogenität auszuweisen. In Abbildung 6.2.3-6 sind beispielsweise homogene dichte Koniferenstände durch einen einheitlich grünen Farbton ausgewiesen. Rote Farbtöne zeigen Bereiche mit hoher Standardabweichung an und deuten auf heterogene Bestände hin.

Resümee zur Merkmalsauswahl

Zusammenfassend kann zur Merkmalsauswahl festgestellt werden, dass das eCognition Verfahren wesentlich mehr Merkmale für Analysen bereitstellen kann, als das bei der klassischen Bildverarbeitung im spektralen Merkmalsraum möglich ist. Um so wichtiger wird es, eine Auswertungsstrategie zu entwickeln. Dazu gehört, die für jede Klasse sinnvollen Merkmale auszuwählen, dabei aber darauf zu achten, in der Analyse lediglich die wenigen Merkmale zu nutzen, die die Genauigkeit einer Klassifizierung verbessern. Als Faustregel gilt auch in diesem Fall: benutze so wenig Merkmale wie möglich, aber so viele wie nötig (nach BAATZ, mündl. Mitt.).

Neben den Möglichkeiten zur Visualisierung einzelner Attribute zur Unterstützung der Attributauswahl sind Datenbankabfragen zu den Merkmalen ausgewählter Objekte oder auch von Objektklassen möglich (Abbildung 6.2.3-5). Das führt zu einer Auswahl von Trainingsobjekten (*training objects*, Abbildung 6.2.3-13) und weiterhin zu der Klassifikation der Daten (Abbildung 6.2.3-14).

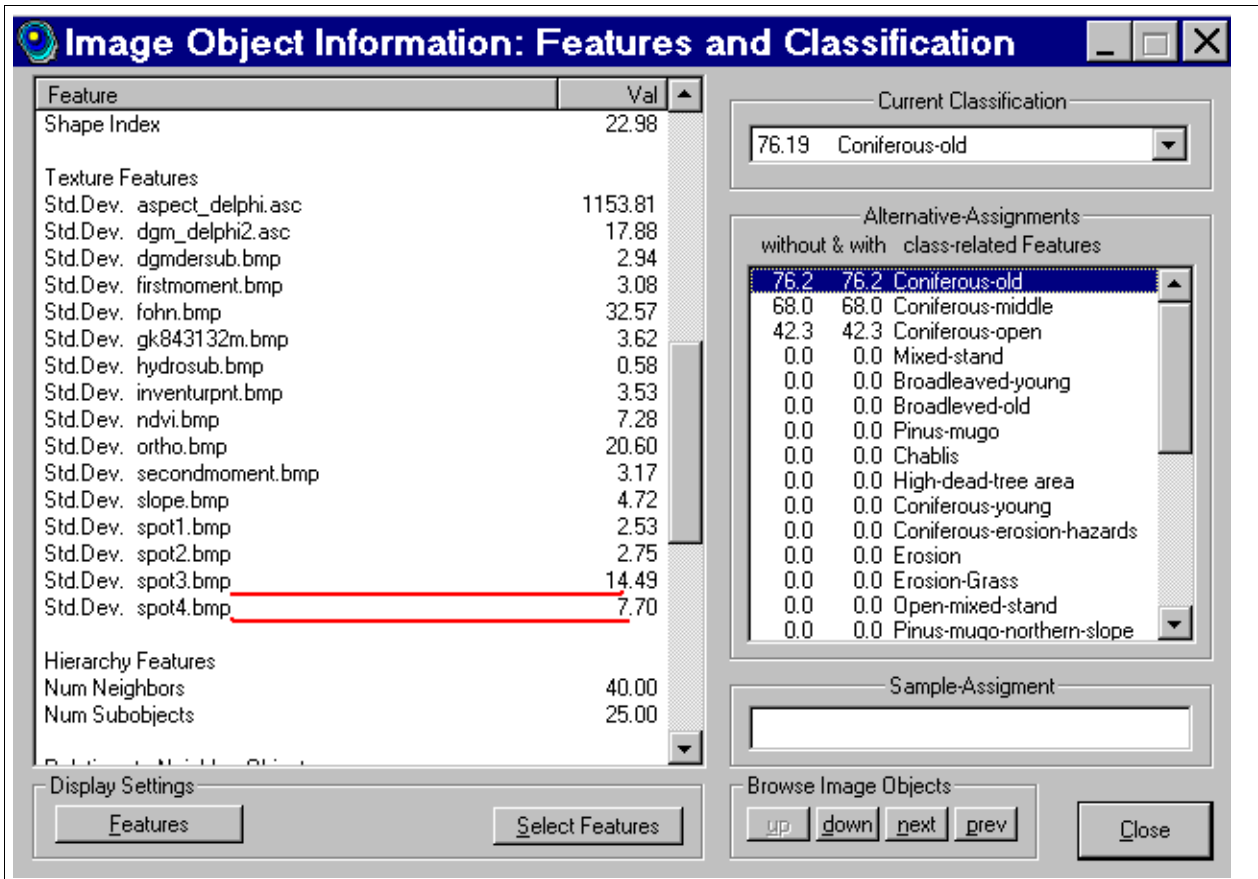


Abbildung 6.2.3-5: Datenbankausschnitt für ein ausgewähltes Objekt. Die rot unterstrichenen Merkmale wurden zur Visualisierung in Abbildung 6.2.3-6, Abbildung 6.2.3-7 und Abbildung 6.2.3-12 genutzt. Die Klassenzuweisung nach Abgleich mit den Trainingsgebiets-Merkmalen weist das Objekt als „coniferous old“ aus. Die Prozentangaben geben an, wie hoch die prozentuale Übereinstimmung mit den Trainingsgebietsmerkmalen (Class Membership) ist. Weiterhin sind Klassen aufgelistet, deren Merkmale teilweise ebenfalls mit denen des selektierten Objektes übereinstimmen. Die „Stabilität“ der Klassifikation wird in eCognition durch die Differenz zur zweiten vorgeschlagenen Klasse angegeben. In diesem Fall wäre die „Stabilität“ mit $76,2 - 68 = 8,2$ als sehr gering einzuschätzen.

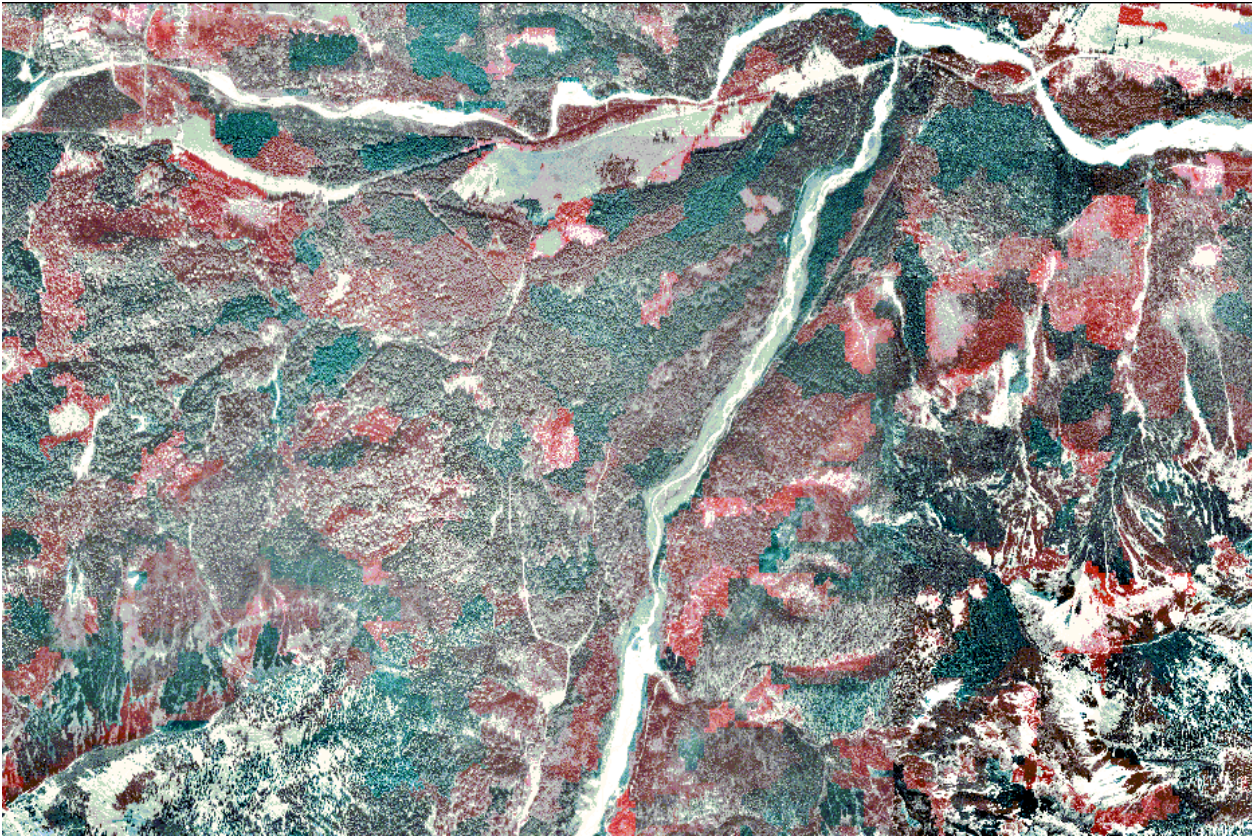


Abbildung 6.2.3-6: Orthophoto (5 m resamplet) überlagert mit der Standardabweichung von Band 3 (Nahes Infrarot) von SPOT abgebildet im roten RGB Kanal. Das Bild ist eine Visualisierung des Histogramms aus Abbildung 6.2.3-4

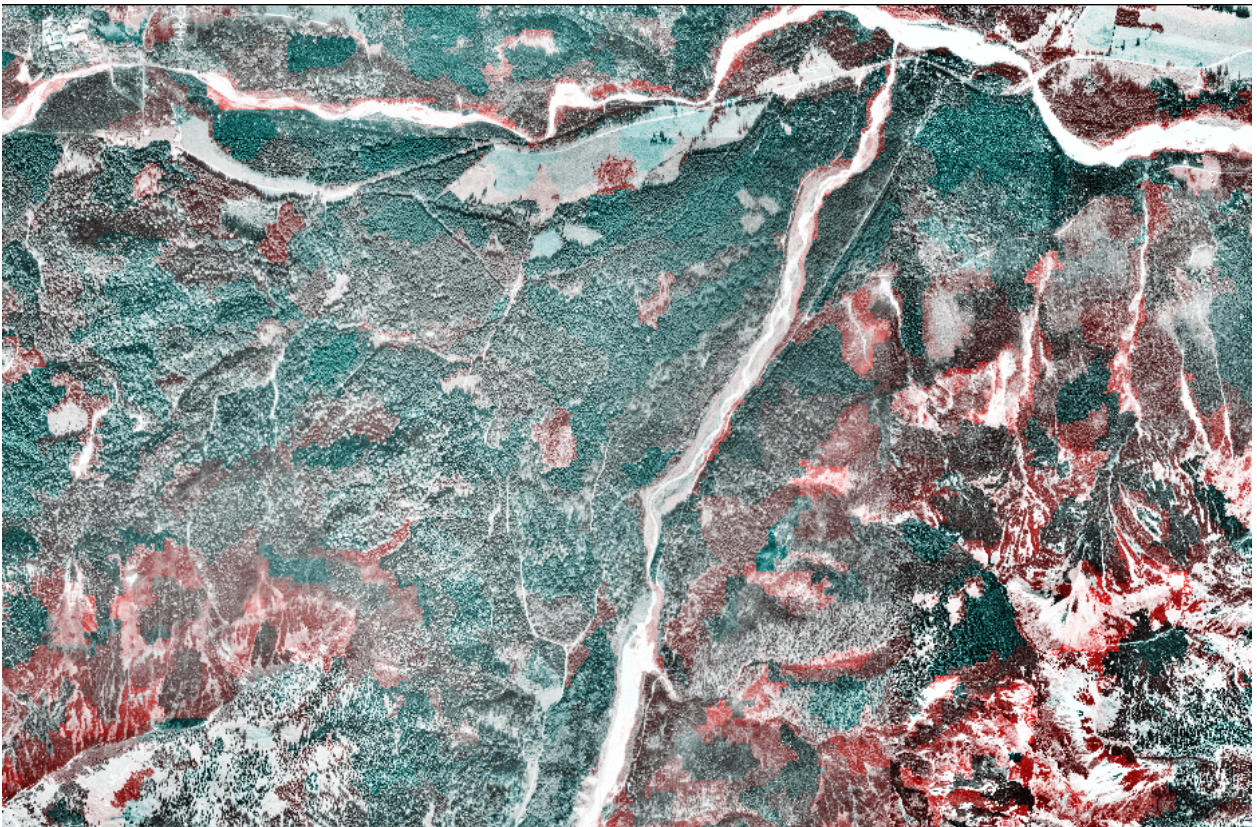


Abbildung 6.2.3-7: Orthophoto (5 m resampled) überlagert mit der Standardabweichung von Band 4 (Mittleres Infrarot) von SPOT abgebildet im roten RGB Kanal. Das Bild ist eine Visualisierung des Histogramms aus Abbildung 6.2.3-4

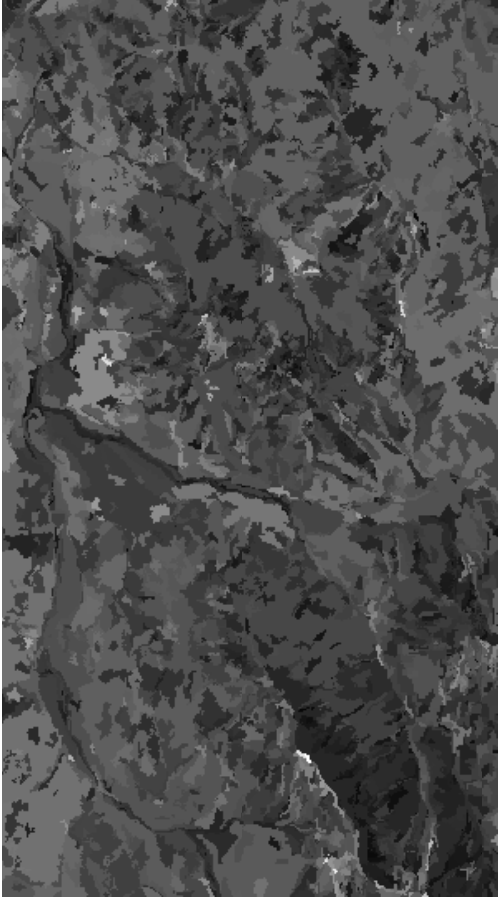


Abbildung 6.2.3-8: Visualisierung der Datenbank mit Werten der Standardabweichung im NIR Band (3) von SPOT. (Diese Abbildung ist Teil des Kompositis in Abb. 6.2.3-12

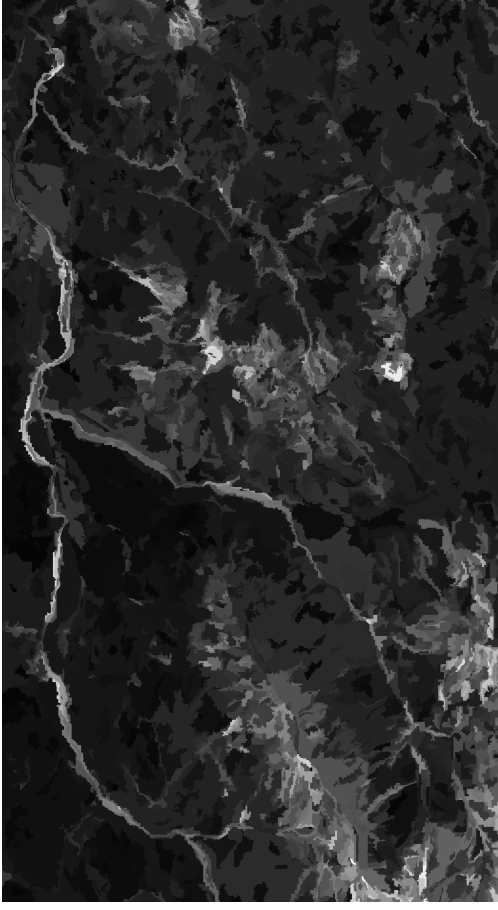


Abbildung 6.2.3-9: Visualisierung der Datenbank mit Werten der Standardabweichung im roten Band (2) von SPOT.

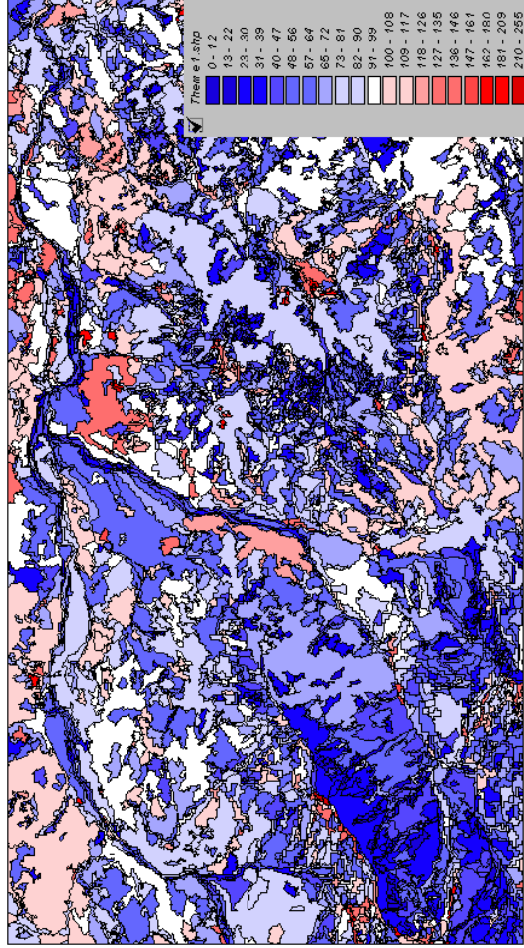


Abbildung 6.2.3-10: GIS-übliche Visualisierung des Merkmals “Standardabweichung im Infrarotband (3) von SPOT” über “look up” Tabellen. Damit ist der Informationsgehalt ähnlich denen von Abb. 6.2.3-8



Abbildung 6.2.3-11: Visualisierung des vom 0.8 m Orthofoto-Mosaik abgewandelten panchromatischen Bildes mit 5 m Auflösung über Grautöne.



Abbildung 6.2.3-12: Die Abbildung unternimmt den Versuch, Abweichungen der Varianz der verschiedenen Farbkannäle von den Erwartungswerten einzelner Klassen (z.B. Waldbestände) zu visualisieren. Bräunliche und graue Töne weisen auf niedrige Werte der Varianz in den Waldbeständen hin; sie sind bis zu einem gewissen Grad mit der Dichte des Kronendaches korrelierbar (Kronendach Homogenität). Hohe Farbwerte (*Hue-Wert*) bei Waldbeständen weisen auf Inhomogenitäten im Kronendach hin. Die Abbildung unterstützt die Auswahl der richtige klassifikations Merkmale. Sie ist ein Komposit der Abbildungen 6.2.3-6, 6.2.3-7, 6.2.3-9, 6.2.3-11

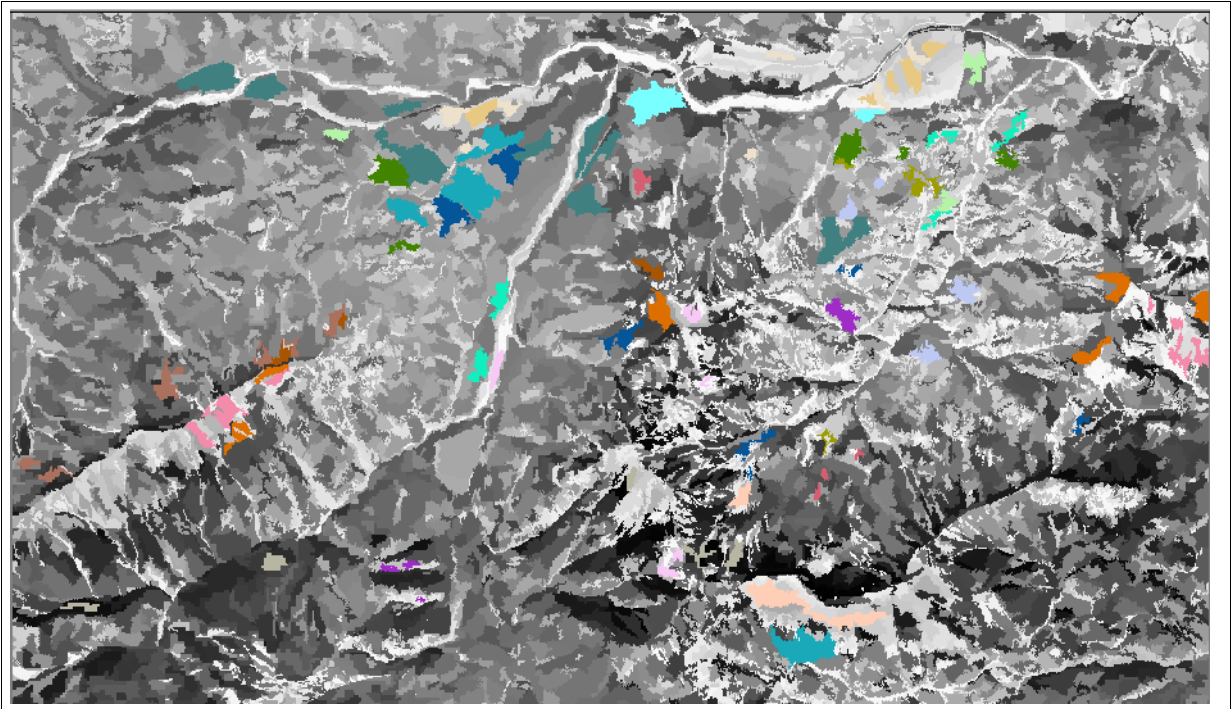


Abbildung 6.2.3-13: Trainingsgebiete

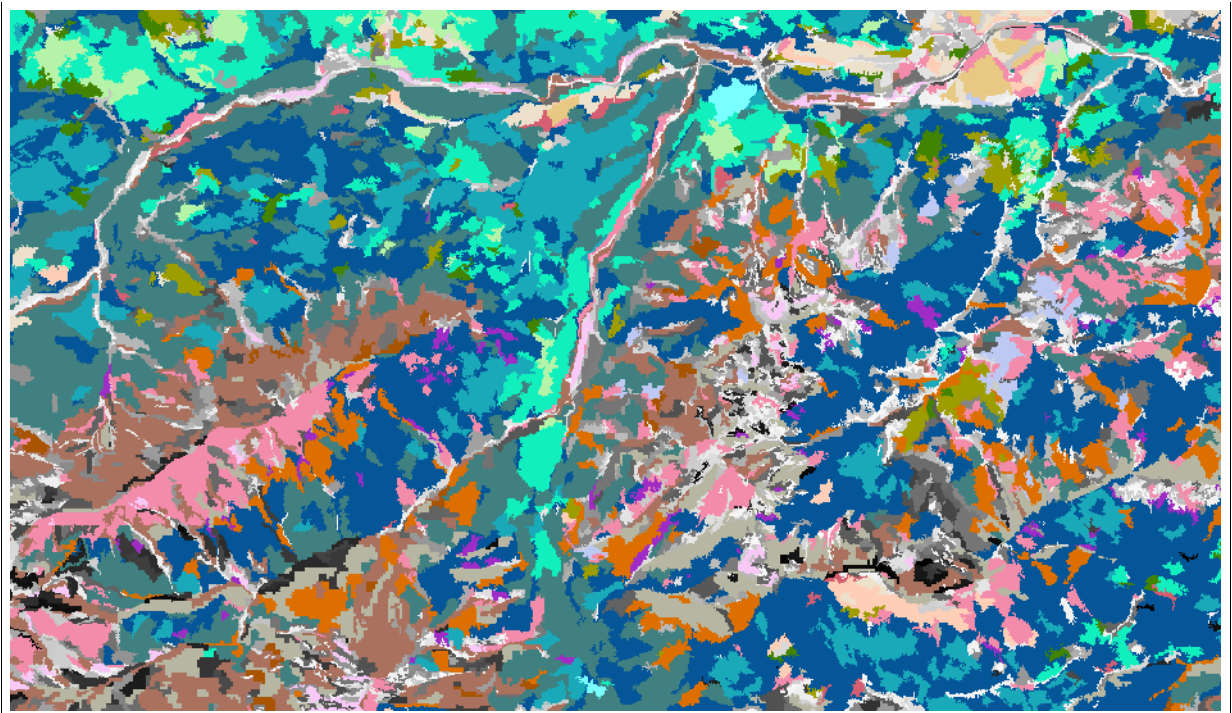


Abbildung 6.2.3-14: Klassifiziertes Bild. Siehe auch endgültige Version der klassifizierten Karte im Anhang. Die Farbkodierung entspricht der in Abbildung 6.2.3-2 dargestellten Ebenenhierarchie (Legende)

6.2.4. Verifizierung

Bei der klassischen multispektralen Analyse, wie sie in Standardpaketen von ERDAS *Imagine* oder PCI bereitgestellt wird, werden bei der Wahl der Test- und Trainingsgebiete (*test and training areas, TTA*) Polygone erzeugt und alle Pixel innerhalb dieser Gebiete den *TTA* zugewiesen. Die Klassifikation erfolgt über die pixelweise Zuordnung zu einer der mit den *TTAs* definierten Klassen.

Das Klassifikationsergebnis wird anhand sogenannter Konfusions-Matrizen (*standard confusion matrix*) bewertet. Dabei wird getestet, wie gut der Klassifikationserfolg bei Vergleich mit bekannten, sogenannten Referenzgebieten ausfällt. In der klassischen *confusion matrix*-Analyse (RICHARDS, 1999) werden die *TTAs* pixelweise verglichen. Diese Pixel sind selbstverständlich nicht zufällig über das Bild verteilt, sondern, wie der Begriff „Gebiet“ schon suggeriert, in Gruppen oder „Clustern“ zusammengefaßt, die einen örtlichen Bezug haben. Das Klassifikationsergebnis wird in der Regel pro Klasse und für die Gesamtklassifikation angegeben. Die *confusion matrix* erklärt zwar die Klassengenauigkeit (*class accuracy*), aber diese ermöglicht weder die Zuordnung problematischer Klassen noch die Identifizierung von problematischen Gebieten innerhalb des Bildes. Prinzipiell kann eine *confusion matrix* ebenso auf Objekte angewendet werden, die über die objektorientierte eCognition Methode klassifiziert wurden. Da das Verfahren aber den Bildbereich verläßt und anhand der Regelwerke und Fuzzy Logik-Entscheidungsfunktionen Hintergrundwissen nutzt, kann die Aussagefähigkeit einer klassenorientierten *confusion matrix* im Falle der objektorientierten Klassifikation angezweifelt werden.

Die eCognition Methode bietet völlig andere Möglichkeiten, ein Klassifikationsergebnis zu überprüfen. Von entscheidender Bedeutung ist dabei, daß mit Hilfe der Datenbankinformation ein lokaler Bezug zwischen problematischen Klassen und deren Lage im Bild (und damit im realen Gebiet) hergestellt werden kann. Insbesondere für weiterführende GIS-Analysen ist dieses sehr hilfreich. Auch ein auf Klassenebene unbefriedigendes Klassifikationsergebnis kann lokal eine hohe Genauigkeit innerhalb der interessanten Bereiche des Bildes erreichen. Diese Zusammenhänge sollen anhand von Beispielen erläutert werden.

Durch den Wert von 0 % in der *confusion matrix* für die Klasse „Nadelwald-jung“ fällt das Klassifikationsergebnis nicht zufriedenstellend aus. Dieselben Probleme bezüglich dieser Klasse können in dem Fallbeispiel 2B (eine klassische Multispektralanalyse) nachvollzogen werden. Objekte dieser Klasse werden bei der Klassifikation den Klassen ‚Nadelwald-offen‘ und ‚Nadelwald-alt‘ zugewiesen (Abbildung 6.2.4-1). Damit ist die Klassifikation zwar nicht direkt als ‚falsch‘ zu verstehen, aber es können feine Unterschiede innerhalb der Nadelbestände nicht klassifiziert werden. Als Fallbeispiel wäre noch wichtig zu prüfen, wie weit die Unterklassen innerhalb der Analyse vertieft werden können. In der ‚Oberklasse ‚Nadelwald‘ werden dabei diese ‚Fehler‘ wieder verdeckt. Für die eCognition Analyse ist jedoch jedes ‚Nadelwald‘-Objekt auf seine prozentuale Zugehörigkeit zu den Klassen Nadelwald-Jung‘ oder ‚Nadelwald offen‘ nachprüfbar.

Konfusion Matrix objektorientierte Analyse, Fallstudie 2

Class	Chablis	Broadl	Mixed	Conifero	Pinus-r	Conife	Coni	Erosio	Erosion	High-de	Alm	Mead	Conife	Open	Pinus-	Dark-s	Erosio	uncias	Summe	User	Producer	
Chablis	877																	477	1354	65	100	
Broadleaved-old	520	151												604					1275	41	100	
Broadleaved-young		1234																1017	2251	55	89	
Mixed-stand			2759	852															3611	76	100	
Coniferous-old				4417		2045							1398					1023	6462	68	64	
Pinus-mugo					2034														4455	59	56	
Coniferous-open						2313													2313	100	36	
Coniferous-young				1136		1797													2933	0	0	
Coniferous-erosion-hazards							94		511										620	1225	16	100
Erosion								1123											196	1319	85	100
Erosion-Grass									1555										1555	100	75	
High-dead-tree area										1217										1217	100	100
Alm											2461								412	3224	88	100
Meadow -low -ndvi												950							950	100	100	
Meadow -high-ndvi													2109						2109	100	100	
Coniferous-middle				467									2793						3260	86	67	
Open-mixed-stand					1588									1965					3553	55	76	
Pinus-mugo-northern-slope															830	557			1387	60	100	
Dark-shadow																926			2077	45	62	
Erosion-dark																	2461		2461	100	100	
Summe	877	520	1385	2759	6872	3622	6506	0	94	1123	2066	1217	2461	950	2109	4191	2569	830	1483	2461	4896	48991
Overall acc:	77%																					

Abbildung 6.2.4-1

6.2.5. Objektbasierte Validierungsprozesse

Die Konfusionsmatrix in Abbildung 6.2.4-1 ist kein ideales Werkzeug zur Bewertung von Objekten, denn sie bietet 2 Möglichkeiten zur Auswahl.

1. Ein Objekt gehört zur Klasse A und wird auch als solches klassifiziert so liegt z.B. im Klasse Erosion alle 1123 Pixel korrekterweise auf der Diagonale.
2. Ein Objekt ist der Klasse A zugewiesen worden, gehört aber zur Klasse B. So umfasst die Klasse Pinus-mugo 4455 Pixel von denen aber 1398 Pixel fälschlicherweise die Klasse „coniferous-middle“ zugeordnet worden sind

Bemerke das die Nahmen in der Linkerspalte die Gleiche sind als die abgekürzte Namen oben in der Tabelle.

Im Gegensatz zu einer Konfusions-Matritze kann über die Abfrage der Datenbank mit klassifizierten Bildobjekten außer der Klassenstatistik auch für jedes einzelne Objekt eine detaillierte Verifikation erfolgen.

Für jedes Objekt, das anhand einer Fuzzy Logic-Entscheidungskurve klassifiziert wurde, wird eine Liste in Prozentpunkten mit möglichen Klassenzugehörigkeiten angelegt (*priority list of membership*, siehe Abbildung 6.2.3-5). Bei einer GIS-Analyse ist der GIS-Operator in der Lage, eine Auswahl von Gebieten zu treffen, deren Klassenzugehörigkeitserwartung größer als X % ist. Auch wenn eine gesamte Klasse mit 90% iger Genauigkeit klassifiziert wurde, ist der GIS-Operator in der Lage, die fehlenden 10 % der Objekte zu lokalisieren, deren Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit für eine bestimmte Klasse 89% oder weniger beträgt. Damit besteht die Möglichkeit, die räumliche Verbindung der Objektgenauigkeit durch die Darstellung der Klassenzugehörigkeit zu visualisieren. In Abbildung 6.2.5-1 ist die Erwartung an eine Klassenzugehörigkeit in abgestuften Tönen von grün für hohe bis rot für geringe Zugehörigkeit dargestellt.

Ein weiteres Merkmal, das für die Verifikation von Bedeutung ist, ist die Differenz zwischen der ersten und zweiten Klassenzugehörigkeit-Erwartung (*stability*) (s. A. Abbildung 6.2.3-5) Hohe „Stability“-Prozentzahlen verweisen auf eine eindeutige Klassenzuordnung. In Abbildung 6.2.5-2 ist das Merkmal „Stability“ in abgestuften Tönen von grün für hoch bis rot für gering dargestellt.

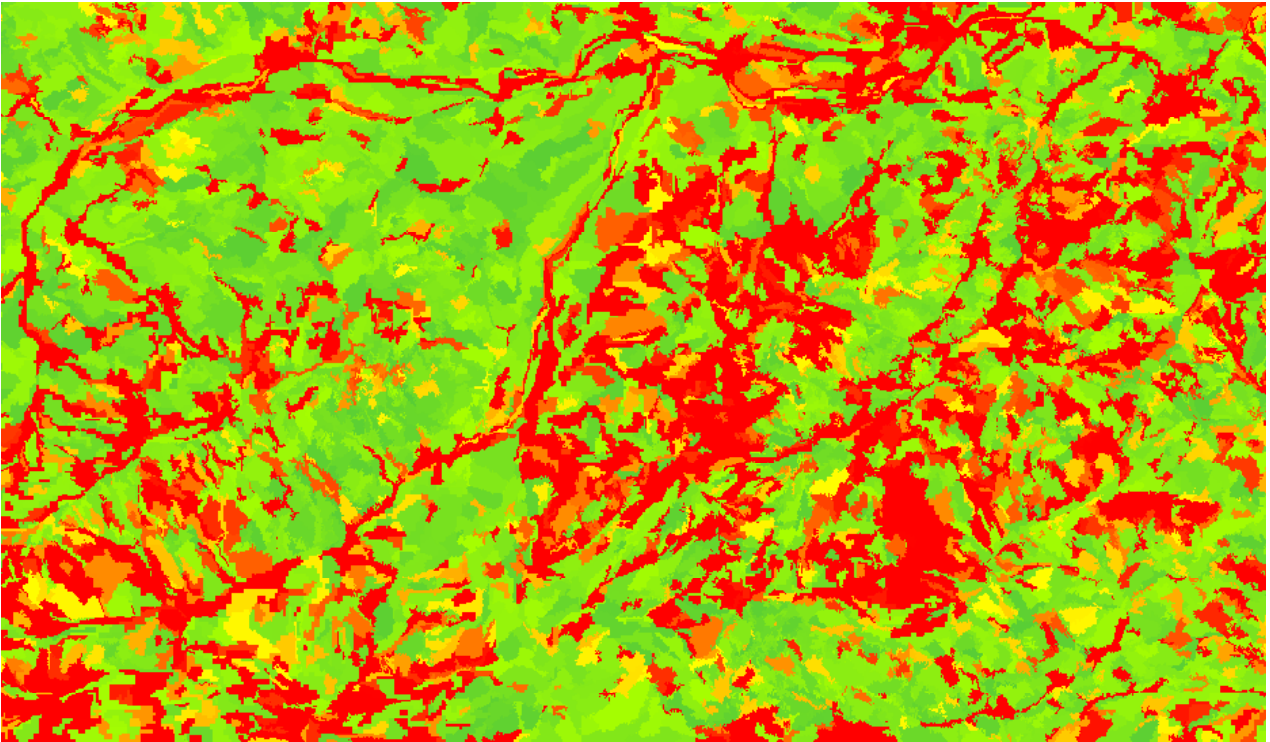


Abbildung 6.2.5-1: Objekte mit einem hohen Grad (>50%) an “*class membership*” sind grün markiert. Der Rest (<50%) in Gelb und Rot (<30%). Die für das Forstamb wichtige Flächen sollten mindestens Grün bis Gelb dargestellt werden. Die Abb§ zeigt die gleiche Ausschnitt, Sie zeigt das die Waldgebieten hier meistens grün sind.

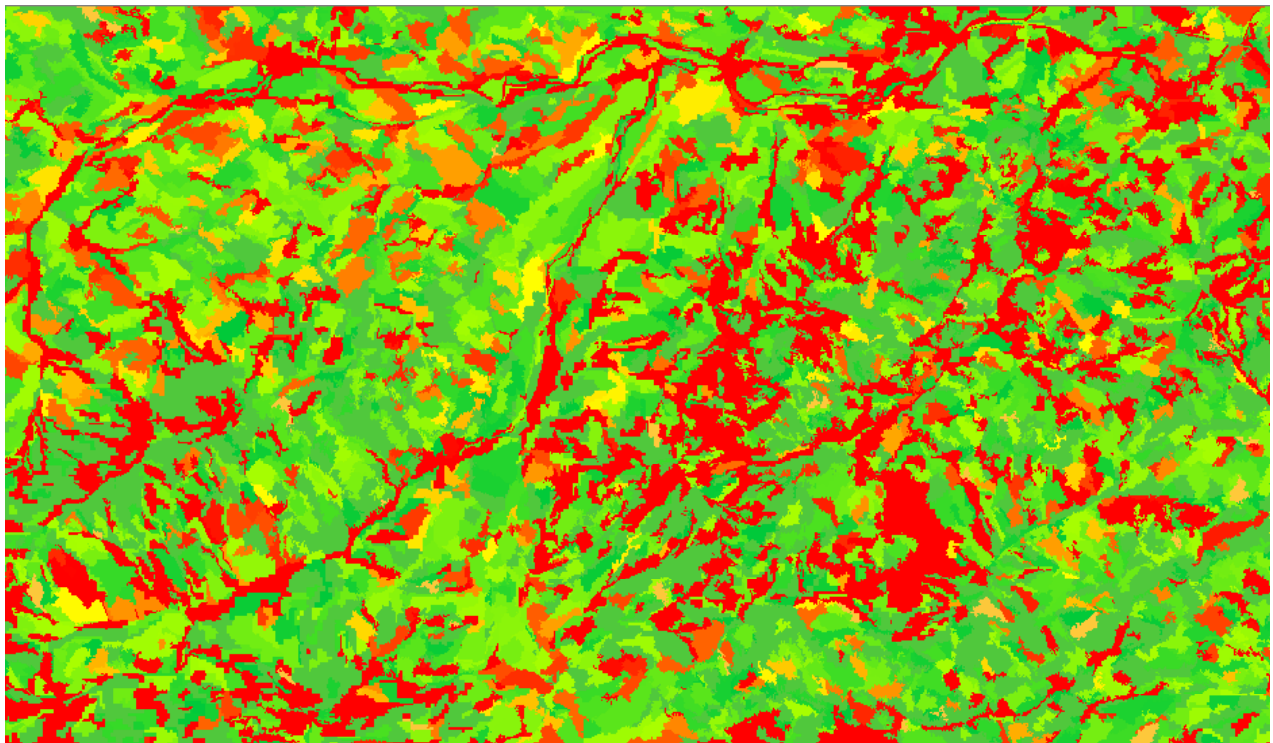


Abbildung 6.2.5-2: In grün sind Bereich wiedergegeben deren Stabilität der Klassifikation (*classification stability*) hoch ist. Hingegen werden mit den roten Flächen geringer Stabilität abgebildet.

6.2.6. Nicht-klassifizierte Objekte.

In traditionellen, statistischen Klassifikationen werden Pixel, die keiner, durch Trainingsgebiete abgedeckten Klasse zugeordnet werden können, einer sogenannten "Null-Klasse" zugewiesen. Um dennoch eine vollständige Klassifikation des Datensatzes zu erreichen, müssen die Merkmalsbereiche der Trainingsgebiete ausgeweitet werden. Die direkte Folge davon ist eine Herabsetzung der Klassifikationsgenauigkeit. In einer objektorientierten Analyse werden über Datenbank- Abfragen Objekte zusammengefasst, „klassifiziert“, deren Merkmale mit denen der Trainingsgebiete der entsprechenden Klasse übereinstimmen. In einem natürlichen Umfeld sind Merkmalsüberschneidungen nicht vermeidbar. Wenn diese so gering wie möglich gehalten werden sollen, einem Anliegen, das bei einer Klassifikation anzustreben ist, werden Objekte übrigbleiben, die nicht zugeordnet werden konnten (Abbildung 6.2.6-1). Durch Ausweitung der Fuzzy Logik Entscheidungsfunktionen können solche Fälle zwar vermieden werden, dieses geht jedoch auch in diesem Fall auf Kosten der Zuverlässigkeit der Klassifikation. Mit objektorientierten Bildanalyse-Methoden können gezielt die Objekte weiterbearbeitet werden, die in den jeweils vorangehenden Klassifikationsschritten nicht zugeordnet werden konnten (hierarchische Klassifikation). In dieser Fallstudie wird diese Möglichkeit anhand einer Kopie der Ebene 3, hier 3B genannt, vorgestellt. In Ebene 3B werden alle bisher nicht klassifizierten Objekte der Ebene 3 auf das Vorhanden sein von Vegetation hin überprüft. Als Indikator wird in diesem Beispiel der NDVI genutzt. Die Praxis zeigt, dass bei **niedrigem NDVI** Wert ein hohes Erosionsrisiko bestehen kann. Bei Überlagerung mit dem Forst-Gis zeigt sich, dass die meisten, auf Ebene 3 nicht klassifizierten Flächen, dem forstlichen Nutzungstyp "Sonderfläche" angehören. Objekte mit niedrigen NDVI Werten stimmen in der Regel mit Schutthalden im Kammbereich oder Kiesflächen entlang der Bergbäche übereinstimmen.

Mittlere NDVI Werte deuten auf spärliche Vegetation hin, deren genaue Zuordnung schwierig ist. In Abbildung 6.2.6-2 zeigt ein Beispiel dieser Objektgruppe des im CIR Luftbild visuell der Klasse ‚coniferous open‘ zugeordnet wurde. Bei der automatischen Zuordnung anhand der Zuordnungsregeln für diese Klasse wird dieses Objekt nicht berücksichtigt. Diese Abweisung beruht einzig und allein auf dem NDVI Wert dieses Objektes, welcher mit 161,16 zu niedrig ist für diese Klasse. (Für die Klasse Nadelwald fängt der NDVI Wert in dieser Fallstudie bei 175 an. Der maximal Wert ist 256) Zwar ließe sich durch eine Ausweitung des NDVI Merkmalsbereichs dieses Objekt korrekt zuordnen, dieses würde jedoch zu Überlappungen mit anderen Klassen führen. In diesem Fall wurden die Fuzzy Logik Funktionen in Ebene 3 nicht geändert Dafür konnte das Objekt in Ebene 3B anhand zusätzlicher Merkmale als Spezialobjekt zugeordnet werden. Die Objekt-Spezialität ist darin begründet, daß es ein Objekt betrifft, das Nadelwald-Objekten ähneln. Dabei hat es ein relativ niedrige NDVI Wert und deutet deshalb auf (Wald) Vegetation. Objekten die diese Merkmalen tragen beziehen sich in dieser Region auf offene Nadelwald-Bestände am Hang. Eine Klassifikationsgenauigkeit von 90% ist hier nicht erreicht. Sie wäre theoretisch möglich durch höhere Arbeitsaufwand. Bei klassischen Verfahren wird das Ergebnis der Klassifikation vorgelegt mit im Idealfall mehr als 90% Genauigkeit. Der 10% Restfläche als Nicht-Klassifiziert ein zu stufen wird normaler Weise in das Ergebnis akzeptiert. Selbst bei Erreichen dieser Zielsetzung wurde das aber noch nicht das Ende der automatische Klassifikation bedeuten. Die Restfläche (um 10%) ist genau zu lokalisieren. Sie hat auch sehr bestimmte Eigenschaften. Diese Restflächen passen nicht innerhalb die normale Klassen der Legende. Über Ihre Bedeutung sollte der Forstverwaltung weiter entscheiden müssen.

Die Klasse mit **hohem NDVI** sind meist Waldflächen mit hoher spektraler Varianz. Die meisten Flächen dieser Klasse sind in tieferen Lagen, häufig Bach begleitend, anzutreffen.

Das Endprodukt einer eCognition Klassifikation wird somit aus einer thematischen Karte mit Objekten hoher Klassifikationsgenauigkeit und einer Null-Klasse bestehen. Diese Karte entspricht einem, mit traditionellen Methoden erzielbaren, Produkt, stellt aber für jedes Objekt eine Objektdatenbank zur Verfügung. Zusätzlich zu diesem klassischen Produkt wird eine Ergänzungskarte zur Verfügung gestellt, die die Problemflächen der Null-Klasse über zielorientiert ausgewählte Merkmale näher definiert.

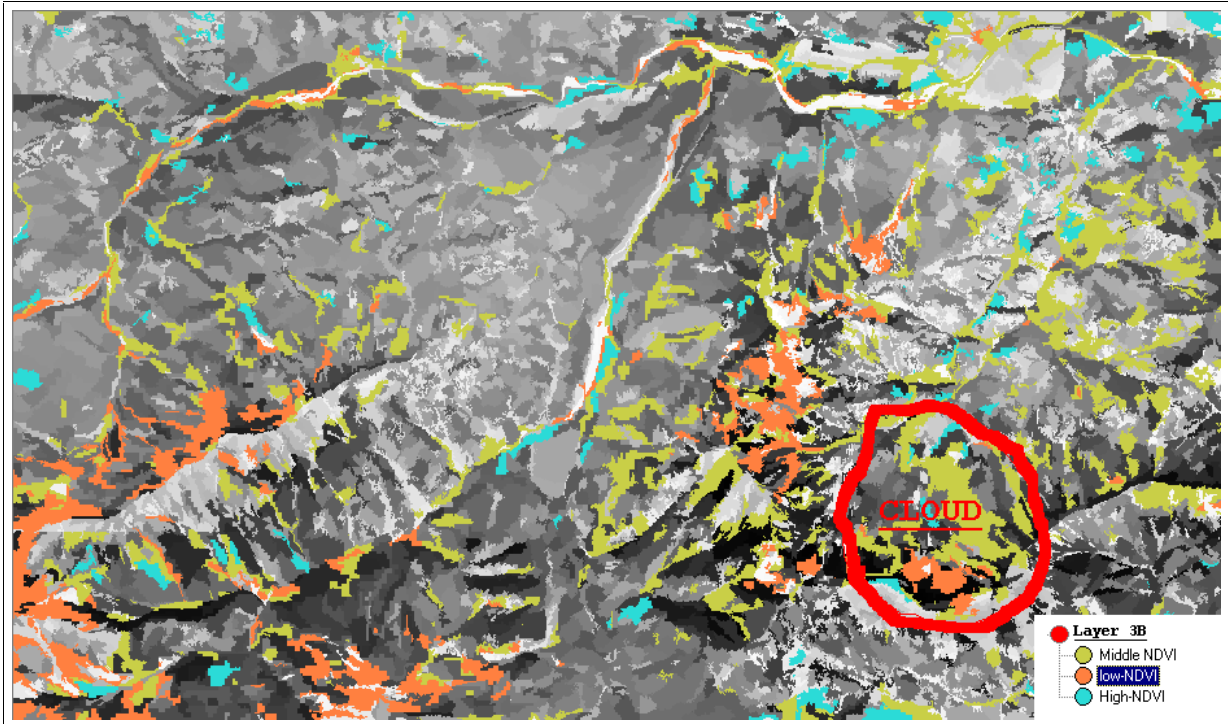


Abbildung 6.2.6-1: Alle farbige Objekte sind in Ebene 3 als ‚nicht-klassifiziert‘ eingestuft. Auf Ebene 3B werden sie auf Basis der NDVI-Wert zugeordnet. Das mit „CLOUD“ bezeichnete Gebiet wird von Wolken und ihren Schatten beeinflusst

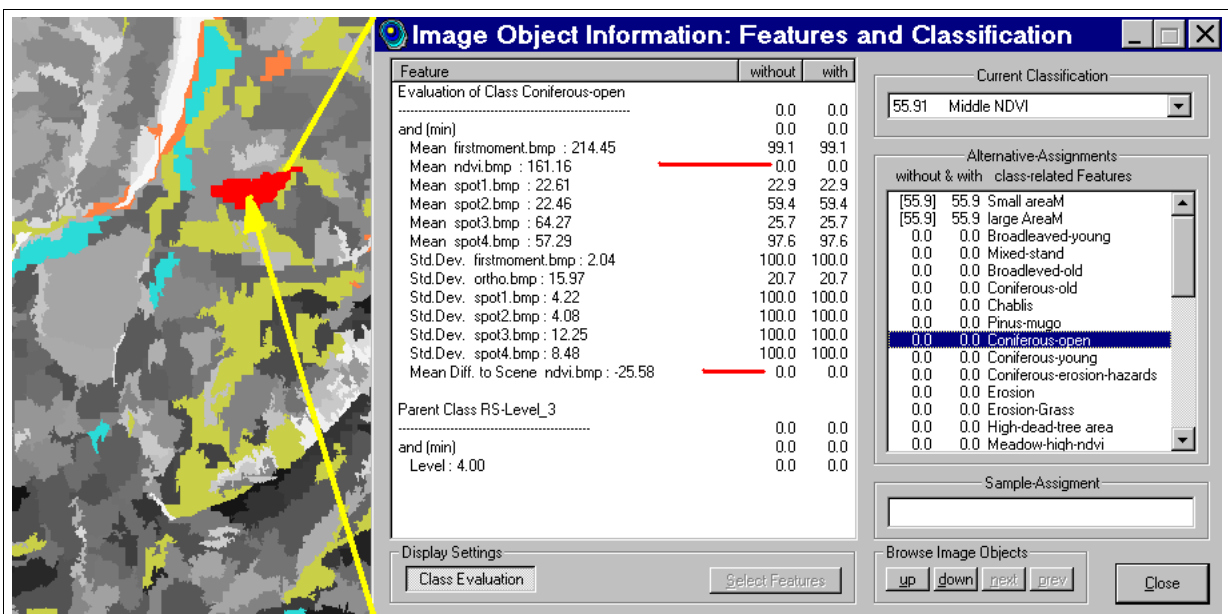


Abbildung 6.2.6-2: Diese Objekt ist ein offener Nadelwaldbestand. Sie hat den NDVI Wert von 161.16. Die Klasse Nadelwald hat NDVI Werten von 175 bis 256. Damit wird diese Objekt nicht der Klasse Nadelwald zugewiesen. 3 neue Klassen werden definiert. Die Klasse middle-NDVI Enthält die NDVI Werte von 130 Bis 200. Diese Objekt fällt damit in dieser Klasse.

6.3. Fallstudie 2; Teil B “Traditionelle” Klassifikation

Anhand dieses Beispiel sollen die spezifischen Unterschiede zwischen klassischer, auf statistische Aussagen im spektralen Merkmalsraum beruhender, und objektorientierter Analyse (Fallstudie 2) herausgestellt werden. Angewendet wird das bei vergleichbaren Untersuchungen wohl am häufigsten genutzte Maximum Likelihood Verfahren (s. auch HILDEBRANDT, 1996, ALPMON, 2000). Es wird dem, in den Standardlehrbüchern (LILLESAND, 1994, RICHARDS, 1999) beschriebenen Ablauf, gefolgt.

6.3.1. Spektralanalyse

Aus den vorprozessierten Datensätzen werden in einem ersten Schritt Trainingsgebiete für die zu unterscheidenden Klassen ausgesucht. Ausgehend von den statistischen Merkmalen der Trainingsgebiete werden in dem, von den zur Verfügung stehenden Spektralbändern aufgespannten, spektralen Merkmalsraum alle Pixel die innerhalb eines vorgegebenen spektralen Abstands vom Klassenmittelwert stehen der entsprechenden Klasse zugewiesen. Zwei Beispiele der 2-dimensionalen Abbildung solcher Klassen-“Ellipsen“ sind Abbildung 6.3.1-1 (Oben) dargestellt; Mittleres Infrarot (Spot Band 4) gegen Nahes Infrarot (Band 3) und Rot (Band 2) gegen Nahes Infrarot (Band 3). In Bereichen, in denen sich die Ellipsen von zwei oder mehr Klassen überschneiden, was im Falle natürlicher Oberflächen der „Normalfall“ ist, müssen Entscheidungsregeln aufgestellt werden, die die Zuweisung zu der einen oder anderen Klasse regeln. Der Maximum Likelihood Klassifikator geht von einer Gauss’schen Normalverteilung der Pixelwerte um den Mittelwert der Klassen aus. Es wird die Wahrscheinlichkeit berechnet, mit der ein jedes Pixel eines Datensatzes einer bestimmten Musterklasse angehört. Als Maß wird dabei der *Mahalanobis* Abstand genutzt, der in der Regel 2-3 Standardabweichungen beträgt. Das Klassifikationsergebnis einer Klasse wird um so besser, je besser die Klasse anhand von Trainingsgebieten beschrieben wird. Pixel, die nicht durch die Wertebereiche von Trainingsgebieten abgedeckt sind, werden bei klein gewähltem *Mahalanobis* Abstand nicht klassifiziert (Null-Klasse), mit zunehmend größerem aber derjenigen Klasse zugeordnet, innerhalb deren Merkmalsbereich die Werte liegen.

Überträgt man die Ergebnisse der Analyse im spektralen Merkmalsraum zurück in den zweidimensionalen Bildbereich entsteht ein Bildmuster oder eine „Karte“ der Klassifikationsergebnisse. Durch Clusterung von Pixel gleicher Farbe (Klassenzugehörigkeit) entsteht dem menschlichen Betrachter ein Eindruck der Lage von Flächen, die der gleichen Objektklasse angehören. Innerhalb gleichfarbiger Flächen gelegene „Farbausreißer“ (anderen Klassen zugewiesene Pixel) werden entweder der gleichen Klasse zugehörig betrachtet oder aber als eigene Klassen verstanden. Vor Übertragung in ein GIS, ein Vorgang der notwendig wird um die verschiedenen, einer Klasse zugeordneten Flächen lokalisieren zu können, muß entschieden werden, ob solche „Fehlpixel“ mit einem Filterverfahren der umgebenden Klasse zugeordnet oder aber als eigenständige Flächen erhalten bleiben sollen (s.a. Abbildung 6.3.3-1).

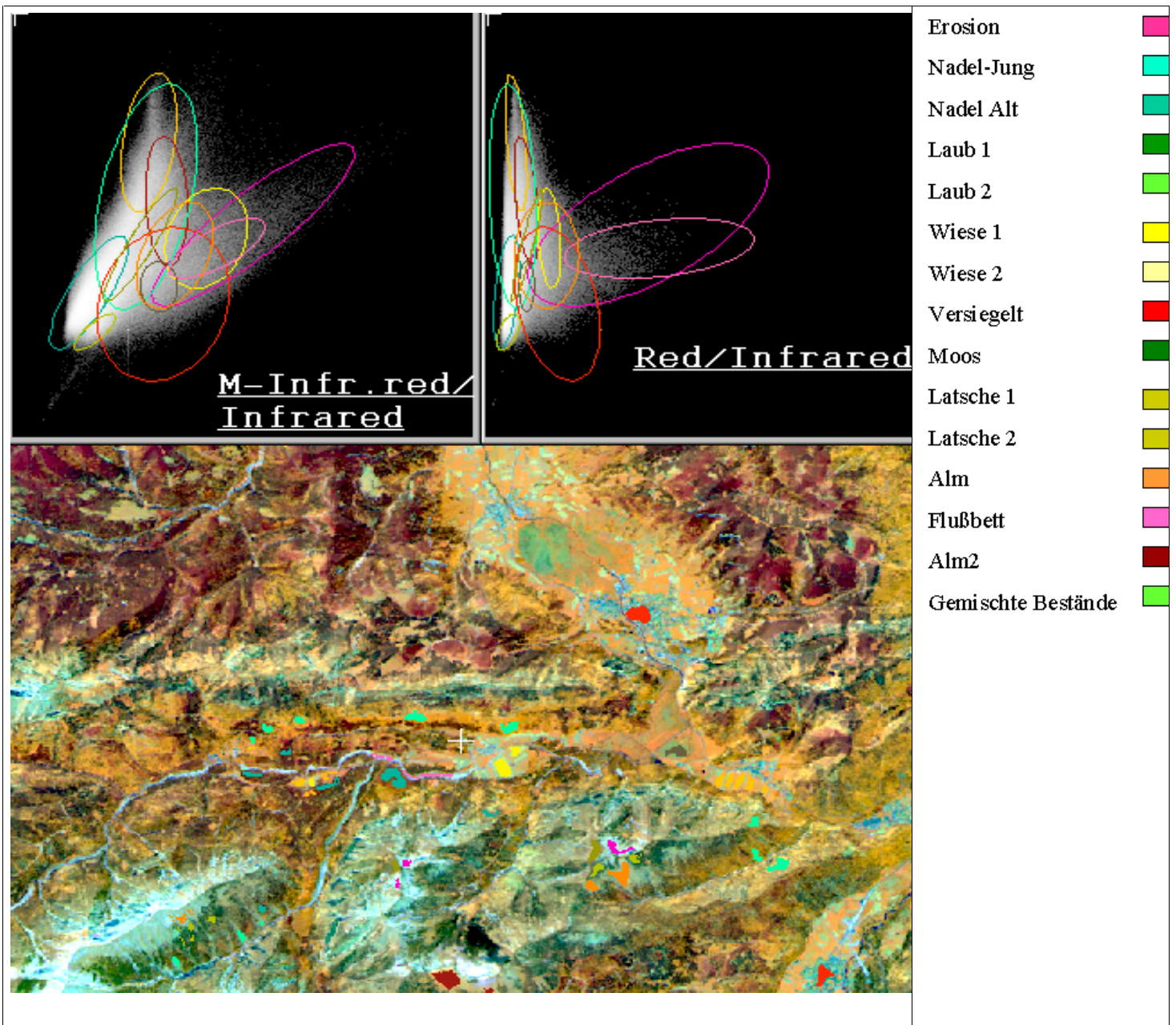


Abbildung 6.3.1-1 Unten: Lage der Trainingsgebiete für die Maximum Likelihood Klassifikation der Fallstudie 4, Untersuchungsgebiet Oberammergau. Die unterschiedlichen Klassen sind farbig dargestellt. Oben: 2-dimensionale Darstellung des Merkmalsraumes mit Lage der Klassenellipsen für die Spot Spektralbänder 4 zu 3 (oben links) und 2 zu 3 (oben rechts)

6.3.2. Verifikation

Die Methoden zur Abschätzung der Klassifikationsergebnisse (Kappa Wert, Richards, 1999) haben ihre Wurzeln in der klassischen Mengenlehre und bauen auf die Konfusions Matrizen auf, die anhand der Trainingsgebiete erstellt werden. Die Konfusions-Matrize (Abbildung 6.3.2-1) beruht auf den Statistiken der zur Klassifikation genutzten Ellipsen der Abbildung 6.3.1-1. Es wurden keine Referenzflächen verwendet. Zur Verifikation wurden die Pixel im Überlappungsbereich zweier oder mehrerer Ellipsen überprüft. Pixel, die der Klasse 1 zugewiesen wurden, deren spektraler Abstand zum Mittelpunkt einer anderen Klasse aber geringer ist, wurden als falsch klassifiziert betrachtet. In der Konfusionsmatrize liegen sie abseits der Diagonalen.

Die Verifikation verläuft in diesem Fall abweichend vom Verfahren der Fallstudie 2. Bereits die Auswahl der Trainings- und Referenzflächen ist dem subjektiven Eingriff des Bearbeiters unterworfen. Bei dem, in dieser Fallstudie angewandten Verifikationsverfahren stellen abseits der Hauptdiagonalen liegende Pixel die Zugehörigkeit zu anderen Klassen dar. Im spektralen Merkmalsraum repräsentieren diese Pixel den Überlappungsbereich der Ellipsen einer oder mehrerer Klassen. Dieses erlaubt lediglich eine subjektive Auswahl von Trainings-Klassen. Die Beurteilung des Überlappungsbereichs der Ellipsen im Merkmalsrum stellt die objektivere Methode der Klassengenauigkeitsabschätzung dar.

In Fallstudie 2B wurde eine Gesamtgenauigkeit der Klassifikation der 15 Klassen von 76% erreicht. Diese relativ geringe Klassifikationsgenauigkeit wird hauptsächlich durch die Überlappung der Merkmalsbereiche der Klasse „Mischwald“ mit den anderen Waldklassen bedingt (Abbildung 6.3.2-1). Schwierig zu unterscheiden sind aber auch die Klassen Erosion und Flussbett, die im Testgebiet beide aus zum Großteil zumindest aus hellem Karbonatgestein bestehen (Schutthalden, Kiesbetten, Schwemmfächer, etc.) u.a.. Wegen des, mit 2 Standardabweichungen eng gewählten, Mahalanobis Abstandes werden 36 % der Pixel nicht klassifiziert (Klasse „0“, s. a. Anhang C). Die Mehrzahl der nicht klassifizierten Bereiche liegt im nördlichen Teil des Untersuchungsgebietes. Von dieser Gegend ist weder Luftbildmaterial vorhanden noch ist es durch Geländebegang abgedeckt. Daher ist es nicht ausreichend durch Trainingsgebiete repräsentiert (Abbildung 6.3.1-1 unten).

Zur Verbesserung dieser Ergebnisse gibt es mehrere Möglichkeiten. So können für die nicht klassifizierten Bereiche neue Trainingsgebiete ausgewählt werden, es kann aber auch der Mahalanobis Abstand erweitert werden. Beide Maßnahmen führen dazu, dass die Anzahl nicht klassifizierter Pixel zurückgeht. Das statistische Genauigkeitsmaß wird aber nur durch die arbeitsaufwendige Auswahl neuer Testgebiete verbessert. Eine weitere Möglichkeit das Klassifikationsergebnis zu „verbessern“ ist die Zusammenlegung sich überschneidender Klassen. So kann in vorliegendem Beispiel die Klasse ‚Mischwald‘ verschmolzen werden mit Laubwald 2. Damit steigt die statistische Gesamtgenauigkeit auf über 80%, man erkaufte sich dieses aber durch den Verlust einer Klasse. Da nicht maßgeblich für die Aussage dieses Fallbeispiels, wurde auf eine weitere Optimierung der Klassifikation mit Methoden der traditionellen Bildanalyse verzichtet.

6.3.3. Überführung in GIS

Zum Vergleich der praktischen Weiterverwertung der Ergebnisse des objektorientierten eCognition Verfahrens gegenüber der klassischen Maximum Likelihood Klassifikation wurden die Ergebnisse mittels eines standardisierten *Raster to Vector* (ARONOFF, 1993, MOLENAAR, 1998) Verfahrens in das ArcView „shape“ Format transformiert. Welche prinzipiellen Unterschiede diese Transformation liefert, soll nachfolgend anhand eines Beispiel-Polygons (P) dargestellt werden (Abbildung 6.3.3-1, Abbildung 6.3.3-2). Bei der Überprüfung durch Geländebegang wurde für Polygon P ein Vernässungsbereich mit starker Naturverjüngung durch Grauerle (*Alnus incana*) unter dünnem Lärchenschirm (*Larix decidua*) (Beschirmung unter 0,2) festgestellt. Die klassische Spektralanalyse weist der Pixelgruppe des Polygons P in Abbildung 6.3.3-1 die Klasse 5 (Gridcode 5), Laubwald, zu. Die zugehörige ArcView Attributtabelle listet neben Id Nummer, Flächengröße und Umfang lediglich dieses Merkmal auf. Der ML Klassifikator arbeitet pixelweise. Die Abgrenzung ist grob und zeichnet die 23 *23 m Spot Pixel nach. Nach dem Klassifikationsvorgang wurde *keine* Filteroperation durchgeführt. Die „falsch“ klassifizierten Pixel innerhalb von Polygon P gehören einer anderen Klasse an. Bei der Raster/Vector Konversion ins ArcView Format führt die Interpolationsmethode (Triangulationsverfahren) zur Bildung von kleinen dreieckigen Polygonen um diese Pixel mit abweichender Klassenzugehörigkeit. Die Zusammenfassung der Pixel zu Polygon **P** unter Annahme der Homogenität der Fläche erfolgt erst in ArcView und damit **nach** der Klassifikation.

Die objektorientierte eCognition Methode erzeugt bereits im ersten Schritt, der Segmentation homogene Pixelgruppen. Dieser erste Schritt wirkt für die Visualisierung in der Kartendarstellung (Bildldomäne) wie eine Filteroperation (Abbildung 6.3.3-2). Die entstehenden Flächen erscheinen in sich homogen, da sie durch die statistischen Kennwerte der gesamten Pixelpopulation vertreten werden. Die Klassifikation der Fläche erfolgt anhand eines Einzelmerkmals oder aber anhand einer Merkmalsmatritze, wobei auch „Fuzzy Logic“ Regeln Verwendung finden. Im vorliegenden Fall weist die Auswertung der Merkmalstabelle (Klassifikation) von Polygon **P** 77% Übereinstimmung mit den Merkmalen der Trainingsgebietsklasse von „Mischbestand“ und immerhin noch 36% Übereinstimmung zur Klasse „Laubwald, jung“ auf.

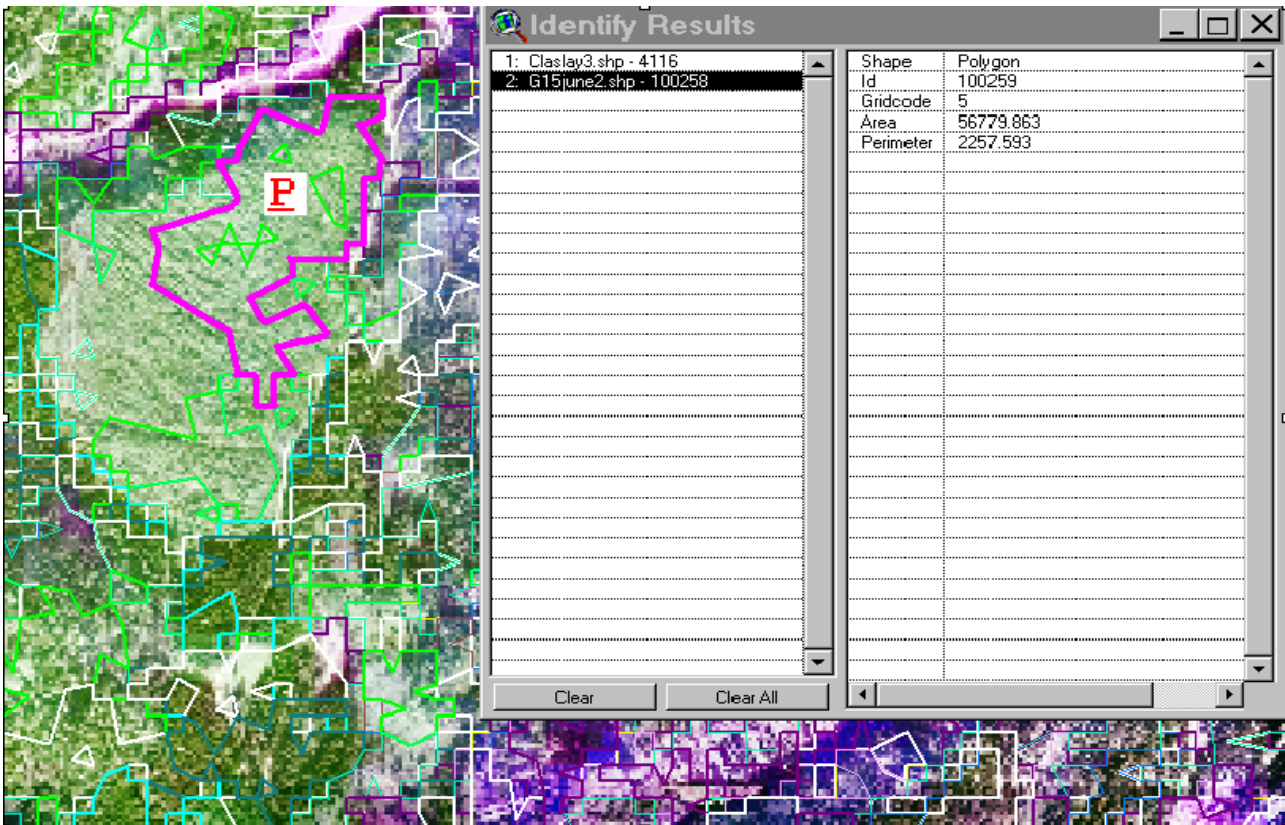


Abbildung 6.3.3-1: Ausschnitt eines ArcView shape files nach Raster to Vector Konversion einer traditionellen, statistischen Klassifikation. In der Attributtabelle sind lediglich Id-Nr., Umfang, Oberfläche und Label aufgelistet

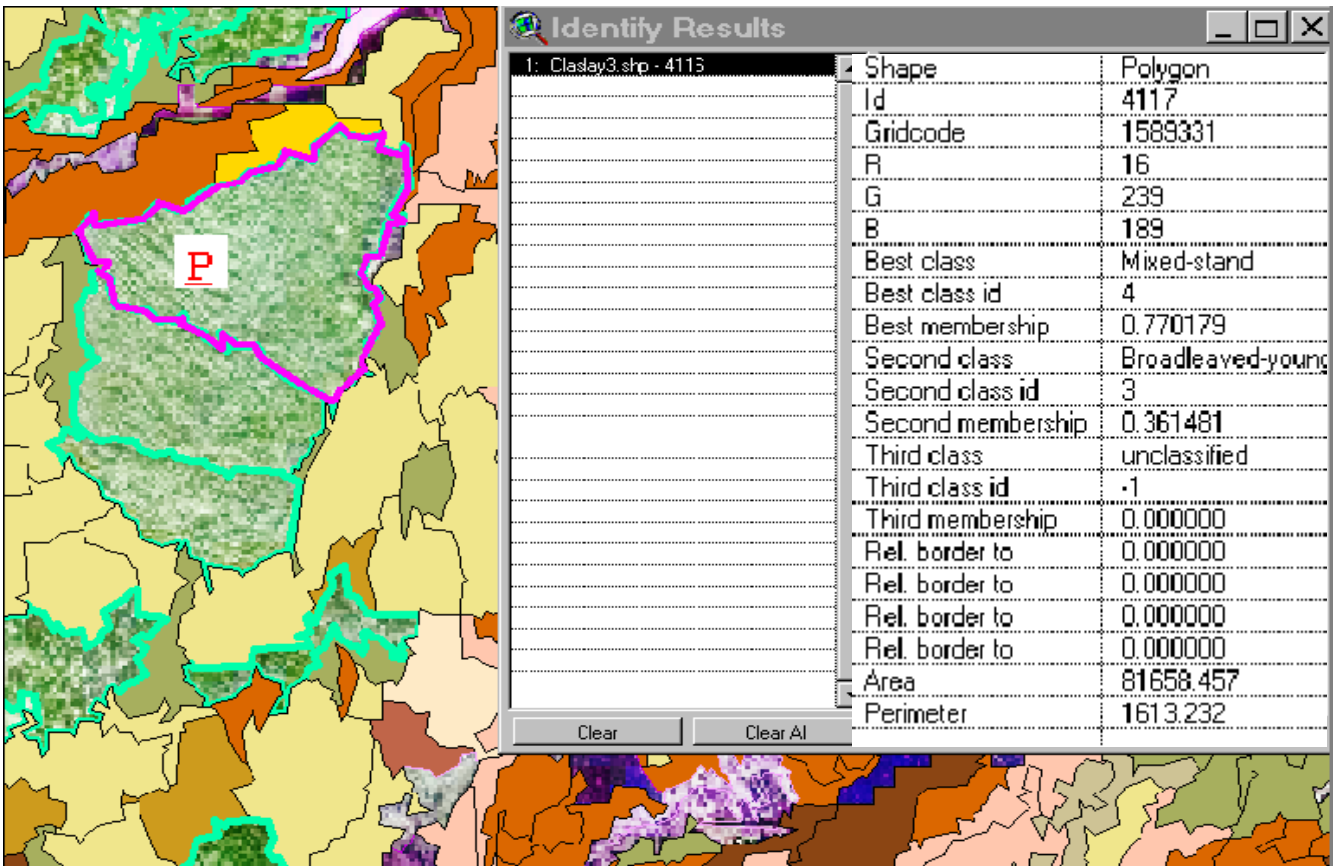


Abbildung 6.3.3-2 ArcView shape file mit gleichem Ausschnitt nach Konversion aus eCognition. In der Attributtabelle sind neben Id.-Nr., Umfang, Oberfläche und Label auch weitere statistische und spektrale Merkmale aufgelistet.

6.3.4. Einbinden vorhandener administrativer Grenzen in die Analyse

Benachbarte Objekte, deren spektrale Merkmale wie in vorliegendem Fallbeispiel überlappen, sind weder visuell, noch mit den beiden beschriebenen Bildverarbeitungsmethoden eindeutig gegeneinander abzugrenzen. Die objektorientierte eCognition Methode bietet für diesen Fall die Möglichkeit an, bereits festgelegte Grenzen als Maske für die Analysen zu nutzen (sogenannte Polygon in Polygon Analyse, Schneider et.al, 2000, Erweiterung der Fallstudie 3). In vorliegender Fallstudie werden die Forst GIS Grenzen genutzt, um die Analysen auf die Bereiche innerhalb dieser Flächen zu beschränken, die ja fachlich / administrativ die Beurteilungseinheiten darstellen. Die weitere Unterscheidung von spektral oder texturell abweichenden Flächen innerhalb eines Bestandes gibt wertvolle Hinweise, die für die Beurteilung des Bestandes genutzt werden können.

6.3.5. Wertung der Ergebnisse traditioneller gegenüber objektorientierter Methode

Prinzipiell ist die automatische Aktualisierung von GIS Datenbeständen auch mit den klassischen, Pixel gestützten Methoden möglich, auch wenn wichtige Parameter fehlen und keine topologischen Beziehungen verfügbar sind. Für bestimmte Bilddatentypen vor allem aber auch Anwendungsbereiche erscheint es auch nicht notwendig, die klassische spektrale Bildanalyse zu ersetzen. Dies gilt insbesondere für den Landsat Datentyp (TM, ETM, AM-1, Spot HRV, IRS, MOMS, etc.) bei dem jedes Pixel eine relativ große Fläche integral erfaßt, die zu klassifizierenden Objekte durch wenige Pixel abgedeckt und die Varianz der Pixelstatistik pro Objekt daher relativ klein ist und für den Fall, dass lediglich Flächenstatistiken benötigt werden. Letzteres ist etwa bei regionalen bis überregionalen Übersichtsinventuren wie den, auf europäischer Ebene ablaufenden Programmen Corinne Landcover oder FIRS (Forest Inventory by Remote Sensing) der Fall, aber auch bei der Modellierung des Wasserabflussgeschehens (s. ALPMON) oder von SVAT Modellen (Soil, Vegetation; Atmosphere Transport), die in der Klimaforschung genutzt werden.

Die Vorteile der objektorientierten Methode kommen vor allem da zum tragen, wo lokale Entscheidungen getroffen werden müssen, etwa im Forstbereich auf Bestandesebene.

Anzumerken ist, dass, obwohl sehr unterschiedlich ausgefallen, weder die Klassifikationsgenauigkeit noch die Flächen-*Abgrenzung* den wichtigsten Unterschied in den Ergebnissen der objektorientierten gegenüber der traditionellen Bildanalyse ausmacht. Im vorliegenden Fall etwa, in dem spektral sehr ähnliche Objekte unterschieden werden sollen, sind die Klassifikationsergebnisse beider Methoden nur teilweise zutreffend. Die eigentlichen Vorteile der objektorientierten Methode zeigen sich bei einem Blick auf die **Attributtabellen**. Die Zugehörigkeiten (Klassifikationsgenauigkeit) sind pro Objekt und nicht bloß für die Klasse angegeben. Für jedes Objekt werden die nächstliegenden Alternativen vorgeschlagen (second and third membership). Bei Bedarf können topologische Regeln oder eine Spektralanalyse des betreffenden Objektes zur Absicherung der Diagnose herangezogen werden.

Da bei der Beurteilung des aktuellen Zustandes der Flächenobjekt bei Anwendung der objektorientierten Methode auf wesentlich mehr Parameter zurückgegriffen werden kann, ist eine deutlich präzisere Beschreibung der Realität und damit eine höhere Genauigkeit der Aktualisierung möglich. Für weiterführende GIS Analysen bietet die objektorientierte Methode wesentlich mehr Möglichkeiten als die klassische Methode, deren Ergebnis sich auf die Ausgabe von Fläche und Umfang des Polygons beschränkt.

6.4. Fallstudie 3: Automatische Bildauswertung von VHR Daten

Forst spezifisch zeigt die dritte Fallstudie die komplexe sachliche Verknüpfung von Datensätzen mit Auflösungen, die sich größenordnungsmäßig unterscheiden. Es werden panchromatische Datensätze des IKONOS Sensors mit 1 m Auflösung (simuliert aus Orthophotos) mit multispektralen Datensätzen des Spot 4 Sensors (20 m Auflösung) in einer gemeinsamen Auswertungsprozedur analysiert. Dabei wird herausgestellt, dass bei diesen Auflösungsunterschieden jeweils ganz andere Merkmale des Oberflächenelementes zur Kriterienbestimmung im Sinne eines automatisierten Zustandsbewertungsverfahrens beitragen. Dieses Prinzip ist auf echte VHS Datensätze etwa des Ikonos Systems übertragbar und kann in automatisierbare Abläufe eingebunden werden.

Ein panchromatischer Datensatz mit 1 m Pixelgröße weist eine ausreichende räumliche Auflösung auf, um Waldstrukturen zu erfassen. Bisher offen war die Frage nach einer Methode zur automatischen Strukturbeschreibung. Vorliegendes Fallbeispiel stellt eine Lösung für dieses Problem vor, die auf die Kombination sehr kleiner Unterobjekte eines panchromatischen Bandes mit 1 m Auflösung mit den korrespondierenden Überobjekten aus multispektralen Daten viel geringerer räumlicher Auflösung aufbaut.

6.4.1 Synergy von panchromatische und multispektrale Bänder

Das panchromatische Band allein liefert nicht genügend Details, um damit eine Zustandsansprache durchführen zu können. Deutlich verbessern lässt sich die Aussage durch die Überlagerung mit multispektralen Bändern hochauflösender Sensoren (hier SPOT 4). Die Abbildung 6.4.1-1 und *Abbildung 6.4.1-2* verdeutlichen diese Aussage. Der Ausschnitt aus Abbildung 6.4.3-3 zeigt offene Nadelwaldbestände auf zwei parallelen Hängen. In Abbildung 6.4.1-1, einem panchromatischen Bild mit 1 m Pixelauflösung, kann deren Struktur problemlos als offener Bestand mit einem Kronenschluss von zirka 0,3 und gleichmäßiger Stammverteilung beschrieben werden. In *Abbildung 6.4.1-2*, einem Falschfarben Komposit abgeleitet aus multispektralen SPOT-Bändern mit der RGB Zusammensetzung Rot, NDVI, grün, sind die Strukturen zwar nicht mehr zu erkennen, dafür treten Gebiete mit geringer Vegetationsdeckung aufgrund eines niedrigeren Reflexionswertes im Nahen Infrarotbereich (NIR ist über den NDVI mit einbezogen), als gelblich (Gebiet 1) bis rötliche Bereiche (Gebiet 2) hervor. Nur die Kombination beider Datensätze (*Abbildung 6.4.1-2* und *Abbildung 6.4.1-3*) ermöglicht die Interpretation als weitgehend ähnliche Waldbestände, die sich allerdings auf Grund der Bodenoberfläche unterscheiden (wenig / viel Vegetation; vergrast/Kalkfelsen): durch Überprüfung im CIR Luftbild wurde der Untergrund in Gebiet 1 als Gras und in Gebiet 2 als Karbonatgestein identifiziert. Dieser Sachverhalt wird als Unterobjektmerkmal des Bestands zur Klassifikation genutzt. In *Abbildung 6.4.1-4* werden Unterobjekte, die als offenliegendes Karbonatgestein klassifiziert wurden, in magenta Farbtönen dargestellt.

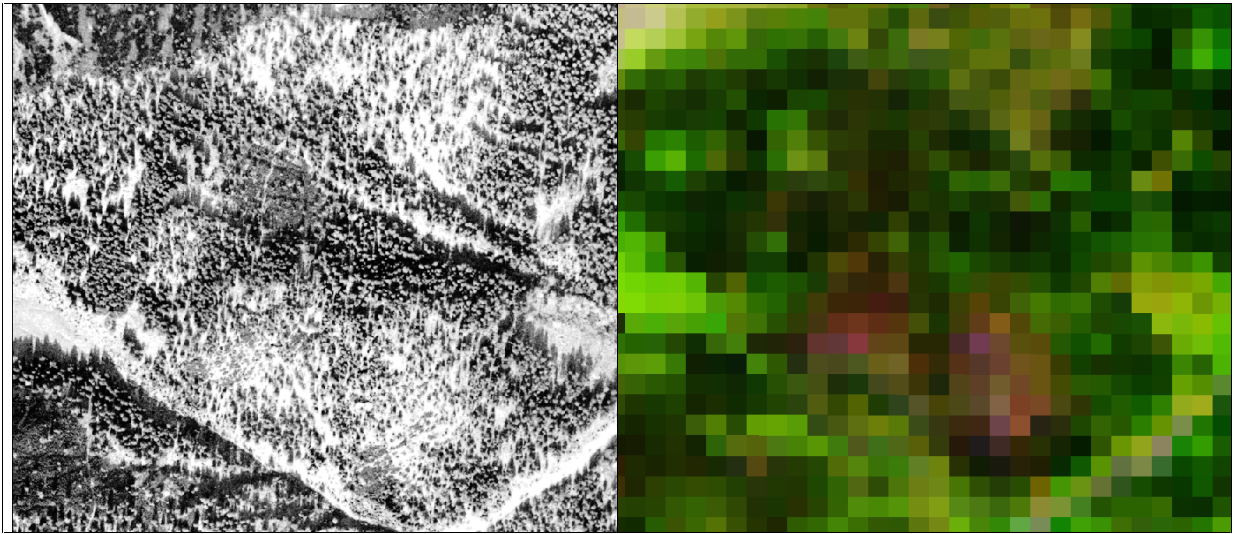


Abbildung 6.4.1-1: Panchromatischer Ausschnitt zeigt nach Süden exponierte Hänge mit sehr offenen Nadelwaldbeständen.

Abbildung 6.4.1-2: Die SPOT-Farbzusammensetzung mit rot = rot, grün = NDVI und blau = grün. Die rötlichen Bereiche deuten auf wenig bis fehlende Vegetation hin.

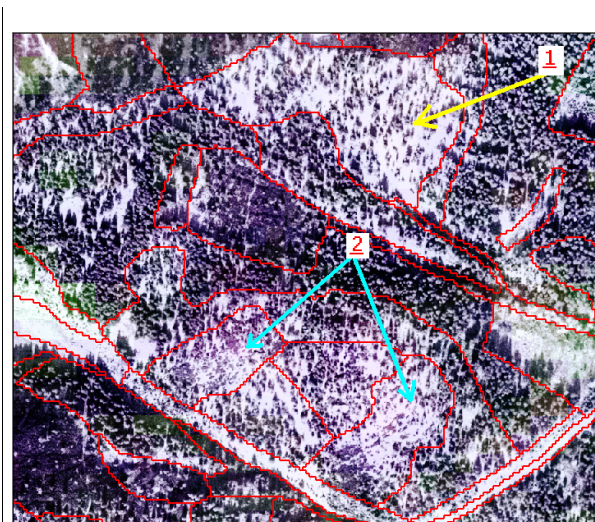


Abbildung 6.4.1-3: Orthophoto überlagert mit dem NDVI (grüner Kanal) aus Spot 4 Daten. Die Bestände 1 und 2 zeigen Gebiete mit sehr offenen Nadelwaldbeständen. Die panchromatischen Daten weisen keine großen Unterschiede zwischen den Gebieten 1 und 2 auf. Die roten Polygone sind aus der Forstbetriebskarte übernommen (s.a. Ebene 4)

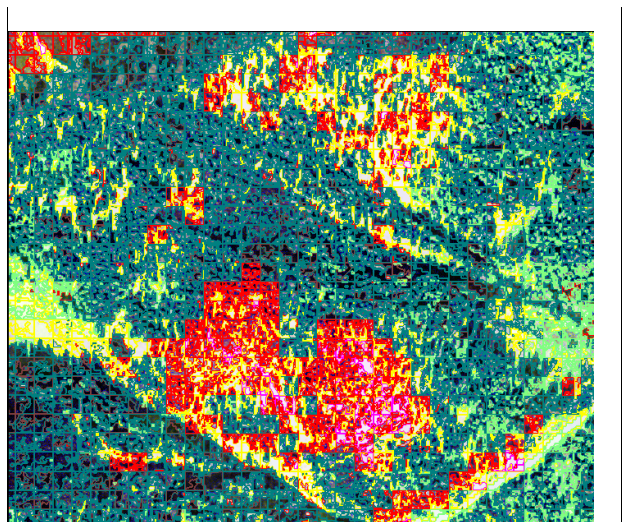


Abbildung 6.4.1-4: Magenta-Töne in Gebiet 2 zeigen Unterobjekte (Ebene 1), die als offener Kalkboden klassifiziert werden. Hier hat eine stärkere Erosion als in Gebiet 1 stattgefunden. Diese Informationen enthält man nur durch die Kombination von panchromatischen VHR und multispektralen SPOT-Daten.

6.4.2 Das Modell

Im Verfahrensablauf wurden vier Segmentierungsebenen gebildet. Ebene 1 und 4 werden klassifiziert, Ebenen 2 und 3 tragen zur Ergänzung der Bildstatistik bei. Die oberste Ebene, die GIS-Ebene, wird nur teilweise klassifiziert. Ihr Hauptbeitrag liegt im Bereich der Visualisierung. Die Segmentationsabfolge (siehe Fallstudie 2A für die Bedeutung der Abfolge) war wie folgt:

Ebene 4: GIS (angewendet für Visualisierung und Klassifizierung)

Ebene 2: SPOT pro Pixel (Lieferant von Bild-Statistik)

Ebene 1: Panchromatische Objektprimitive (für die Klassifizierung von Bildprimitiven)

Ebene 3: SPOT Pixelcluster (nur experimentelle Ansatz für Mischpixelanalyse) Ebene 4 entspricht den Forst-GIS-Polygone. Sie definieren die äußere Grenze für die Analysephase und ermöglichen eine Analyse pro Forst-GIS-Polygon (Bestand).

Ebene 2 stellt eine Registrierung jedes SPOT-Pixel als 23*23 Meter Objekt mit 529 Pixel dar. Nur wenn sich SPOT-Pixel an der Grenze eines GIS-Polygons befindet, ist das Objekt kleiner als 529 Pixel. Durch einfache Datenbankabfrage (Anzahl der Pixel pro Objekt < 529) können solche Randpixel identifiziert und vor der Analyse herausgefiltert werden. Die Methode und bietet einen erfolgversprechenden Ansatz für Mischpixelanalysen, der im Rahmen dieser Studie jedoch nicht weiter vertieft werden konnte. Die Registrierung jedes SPOT-Pixel als einzelnes Polygon (Objekt) entspricht dem Ansatz eines Raster-GIS.

Ebene 1 enthält die Ergebnisse der Segmentierung der panchromatischen Unterobjekte. Sie wird ausschließlich durch die Grauwerte des simulierten panchromatischen Bandes definiert. Die Objektprimitiven mit durchschnittlich 33 Pixel (33 m²) sind im Vergleich zu den Pixelobjekten der Spot Pixel aus Ebene 2 mit 23 * 23 m (529 m²) ziemlich klein. Die SPOT-Pixelgrenzen können in diesem Fall als Außengrenzen angesehen werden.

Auf echte VHR-Daten (Ikonos-Datentyp) kann dieser Ansatz nicht direkt übertragen werden. Da das Verhältnis von panchromatischen zu multispekralen Pixeln im Falle von Ikonos Daten lediglich 1:16 und nicht 1:529 ist, muss voraussichtlich vor einem vergleichbaren Analyseschritt eine Segmentierung der multispekralen Pixel durchgeführt werden.

Ebene 3 ist eine Segmentierung der SPOT-Pixel innerhalb der Forst-GIS Bestandesgrenzen. Es bietet den Ansatz für eine Polygon in Polygon Analyse. Aufbauend auf dieser Art Analysen wurde von SCHNEIDER et al., 2000 ein Konzept für ein Monitoring System auf der Basis von HR Daten operationeller Systeme entworfen (s. auch Kapitel 8). An dieser Stelle wird auf weitere Ausführungen verzichtet.

6.4.3 Die Analyse

Die erste Klassifizierung betrifft die Objektprimitiven der Ebene 1. Die eingeschränkte radiometrische Auflösung des simulierten panchromatischen Bandes erlaubt die Unterscheidung von lediglich fünf Klassen: ‚Wald hell‘ und ‚dunkel‘ und ‚Nicht-Wald-Vegetation‘, ‚dunkle Bereiche (Schatten)‘ und ‚offener Kalkboden‘ (Abbildung 6.4.1-4, *Abbildung 6.4.3-1*). Diese 5 Klassen haben bei vorliegendem Datenmaterial nur innerhalb der Forst-GIS Bestände eine Bedeutung. Panchromatische Objekte unterscheiden sich radiometrisch nur aufgrund ihres Grauwertes. Bei geringer radiometrischer Auflösung, wie in diesem Fall, haben Objekte in Bereichen von Infrastruktur oder Besiedlung ähnliche Helligkeitswerte wie Objektprimitive innerhalb des Forst-GIS Bereichs.

Lassen sich die Analysen auf den Waldbereich beschränken, sind diese fünf Klassen für eine Vorauswahl ausreichend. Die Klasse ‚Wald hell‘ entspricht dem ‚Hot Spot‘ in der hellen Krone, die dunkleren Kronenteile und deren Schatten entsprechen ‚Wald dunkel‘. In einem nächsten Analyseschritt werden für alle Objektprimitiven der panchromatischen Ebene 1 die entsprechenden Spektralwerte im Oberobjekt der SPOT-Daten-Segmentationsebene (Ebene 2) herausgeschrieben. Diese spektralen Merkmale werden genutzt um die Objektprimitiven der panchromatischen Segmentationsebene 1 einer der drei Klassen *Wald*, *Nicht-Wald-Vegetation* oder *keine Vegetation* zuzuordnen. Anschließend wird die Klasse *Wald* anhand der relativen Helligkeit im panchromatischen Band in ‚Wald hell‘ und ‚Wald dunkel‘ unterteilt sowie die Klasse ‚Schatten‘ ausgewiesen.

Der zweite Klassifizierungsschritt führt zur Unterscheidung von offenen und geschlossenen Kronendächern in Ebene 4 und liefert damit die wichtigsten Analyseergebnisse dieses Modells. Jedes Waldpolygon des Forst-GIS kann gemäß dem Prozentsatz an Unterobjekten aus den 5 Klassen der Ebene 1 analysiert werden.

Um die Schutzfunktion des Waldes im Sinne eines Monitorings zu überprüfen, sind prinzipiell noch zwei Schritte notwendig:

1. Quervergleich mit den Angaben in den Forstbetriebsbüchern um Abweichungen festzustellen, und
2. Überprüfen der Bestände der Forst-GIS Kategorie „locker bestockter Bestand“ und/oder mit prozentuaalem Anteil der Unterobjekte der Klasse „Wald“ unterhalb eines bestimmten Schwellwertes.

PUNKT 1 Beispielsweise beträgt der Anteil der Objektprimitiven der Klasse ‚Wald‘ in den Bereichen **1** und **2** der *Abbildung 6.4.1-3* weniger als 55 %. Wie in *Abbildung 6.4.3-2* dargestellt, werden sie daher als ‚Nicht-Wald-Vegetation‘ klassifiziert. Im Forst-GIS sind die Flächen als Altersstadium (Flächen **1**) bzw. Latsche (Flächen **2**) ausgewiesen. Die Beurteilung durch die fernerkundliche Auswertung steht nicht im direkten Widerspruch zur Aussage des Forst-GIS (Flächen **1**), bzw. handelt es sich nicht direkt um einen Waldbestand (Flächen **2**). Im Sinne dieses Fallbeispiels muss diesen Flächen daher keine weitere Aufmerksamkeit geschenkt werden.

Besser lässt PUNKT 1 sich nachweisen in ein weiteres Beispiel mit die Bereiche St1, St2 und St3. In *Abbildung 6.4.3-3* sind diese Sturmwurffläche in den Forstbetriebsbüchern als unbestockt ausgewiesen. In den Auswertungen der Fernerkundungsdaten werden diese Flächen als sehr heterogene Objekte (hohe Standardabweichung) mit geringem Anteil Waldprimitiven ausgewiesen (*Abbildung 6.4.3-8* als nicht grüne Flächen dargestellt). Je nach Wahl des Grenzwertes können diese Objekte jetzt als „geschlossener Bestand“, „offener

Bestand“ oder „Nicht-Wald-Vegetation“ klassifiziert werden (Abbildung 6.4.3-4). Bei Wahl des Schwellwertes Anteil Waldobjektprimitive $> 55\%$ wird Fläche St3 bereits als „geschlossener Bestand“ klassifiziert.

Es hängt somit maßgeblich von der Wahl des Schwellwertes ab, bei welchem Grenzwert die Warnlampe des automatisierten Verfahrens aufleuchtet. Bei den in diesem Beispiel gewählten Schwellwerten ist das nur für Fläche St1 der Fall. Der hier gutachtlich gewählte Grenzwert kann in Abstimmung mit einem Kalibrierungsverfahren verfeinert werden. Bei dem vorgeschlagenen Verfahren bleibt es dem Anwender vorbehalten, ab welchem Niveau von Grenzwerten er das Ergebnis akzeptiert.

Abbildung 6.4.3-5 zeigt Bestände, die mit hoher Zuverlässigkeit ($> 80\%$) als ‚Geschlossener Waldbestand‘ klassifiziert wurden. Solche Flächen müssen bei dem vorgeschlagenen Verfahren nicht weiter überprüft werden. Fläche St3 aus Abbildung 6.4.3-3 fällt bei diesen Auswahlkriterien aus dem Suchraster, da die Sicherheit der Zuordnung deutlich unter der 80% Schwelle liegt.

PUNKT 2, die Überprüfung der „offenen Bestände“ kann in einem automatisierbaren Verfahren beliebig komplex gestaltet werden. Vorgeschlagen wird ein Modellansatz, der auf einem objektorientierten Verfahren gegründet ist. In so einem Verfahren kann für die Analysen sowohl auf GIS- als auch auf aktuelle Fernerkundungs-Informationen zurückgegriffen werden. In einem Bestandesoptimierten Modell, in welches Standortparameter wie Geologie, Höhe, Neigung, Exposition, Böden, etc., aber auch Forst-GIS Informationen wie Bestandesalter, Inventurpunkte, Baumartenzusammensetzung, etc., einfließen, wird anhand von formalisiertem Expertenwissen die erwartete Entwicklung des Bestandes zwischen den Beobachtungszeitpunkten berechnet. Erst wenn zu diesem Modell Widersprüche auftreten, wird man den entsprechenden Bestand einer genaueren Prüfung unterziehen müssen. Ein Versuch zur Darstellung der prozentualen Anteil von Unterobjekten stellt sich die Abbildung 6.4.3-8 da, wo nach die Klassifikation der Ebene 1 eine Visualisierung folgt..

Visualisierung der Datenbank

In einem GIS kann die Datenbanktabelle visualisiert werden. Analog dazu wird in Ebene 4 die Objekttablette der eCognition Analyse für die Visualisierung verwendet. Beispielhaft zeigen Abbildung 6.4.3-6 und Abbildung 6.4.3-7 einige Möglichkeiten dieser Merkmalsdarstellung, die für die visuelle Interpretation genutzt werden können. In Abbildung 6.4.3-5 werden Bestände in grün hervorgehoben, deren Klassifikation als „geschlossener Bestand“ mit einer Zuverlässigkeit von über 80% erfolgt ist. Die räumliche Beziehung zwischen Unter- und Oberobjekten in unterschiedlichen Ebenen wird in Abbildung 6.4.3-6 Anwesenheit von Subobjekten des Typs „Wald hell“, und Abbildung 6.4.3-7, Anwesenheit von Subobjekten des Typs „Offener Kalkboden“ als Grauwertkarte gezeigt. ECognition bietet aber auch die Möglichkeit gleich drei Merkmale gleichzeitig zu visualisieren. Abbildung 6.4.3-8 zeigt ein RGB Farbkomposit der Merkmale der Abbildung 6.4.3-6. und Abbildung 6.4.3-7. Die Abnahme der Schutzfähigkeit der Bestände wird durch die Farbtöne von grün, für über 80 % bestockt, bis magenta für nackten Kalkboden visualisiert. Die Farbe-Nuancen zwischen Magenta, Braun und Grün erlauben den Nutzer der Karte die Einsicht das sehr stricke Grenzen zwischen gefährdete Gebieten und noch im grünen Bereich liegenden Fläche nicht so scharf zu ziehen sind

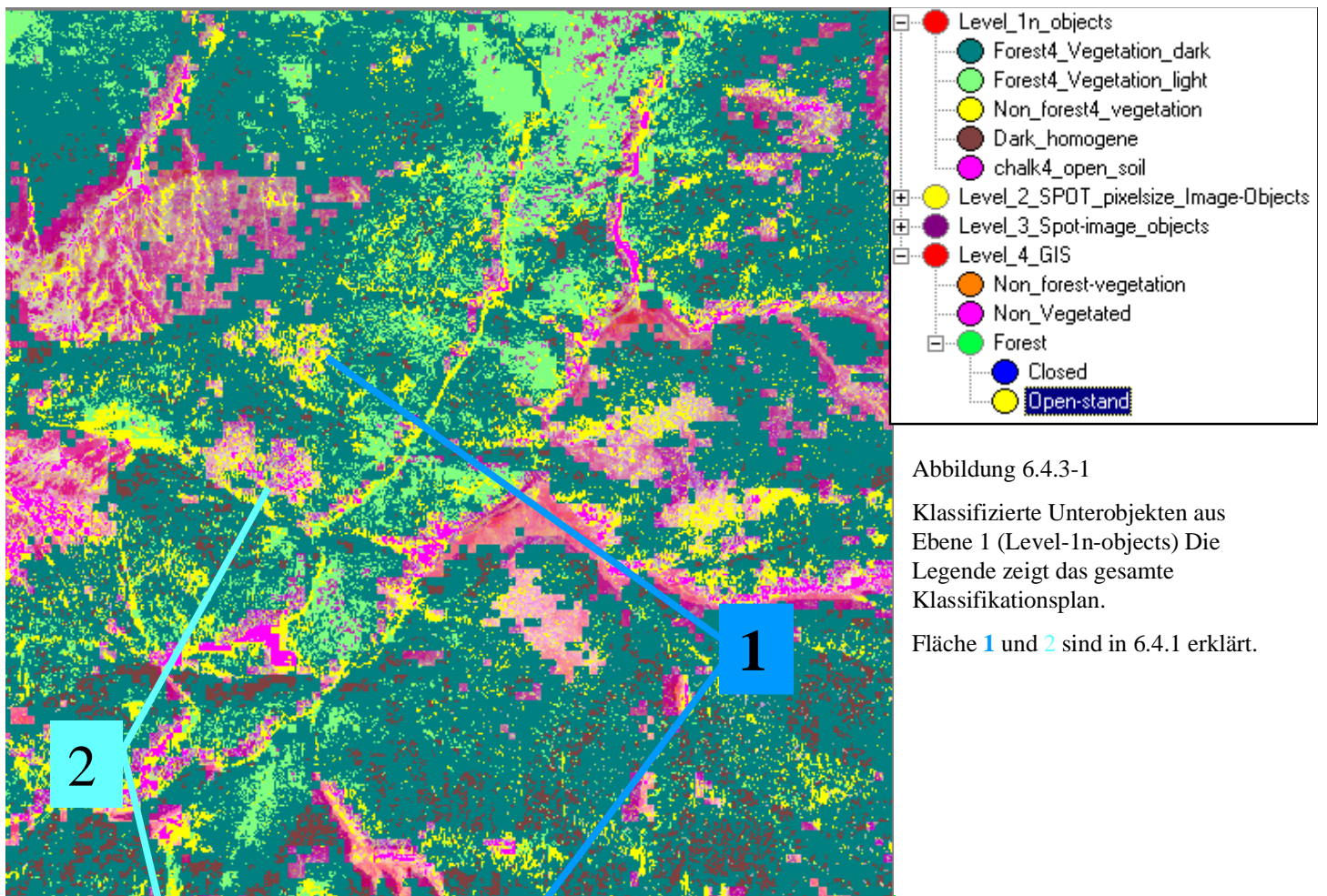


Abbildung 6.4.3-1

Klassifizierte Unterobjekten aus Ebene 1 (Level-1n-objects) Die Legende zeigt das gesamte Klassifikationsplan.

Fläche 1 und 2 sind in 6.4.1 erklärt.

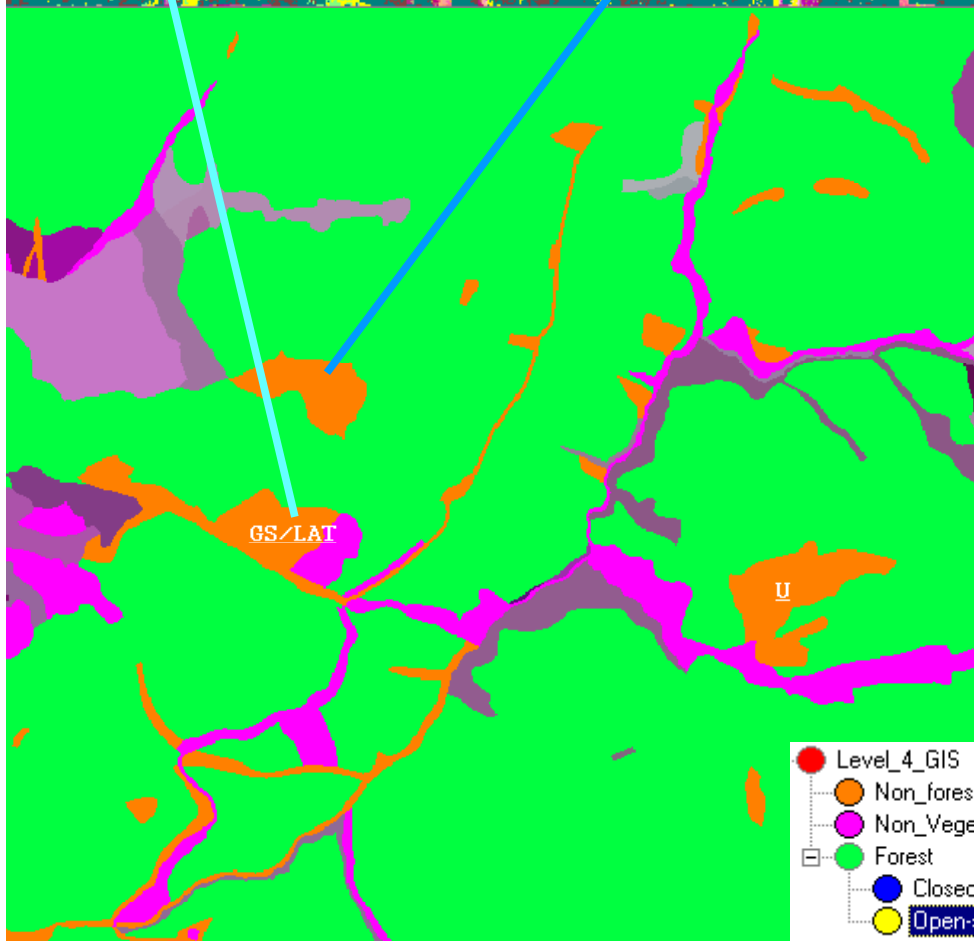


Abbildung 6.4.3-2

Klassifikation von Ebene 4

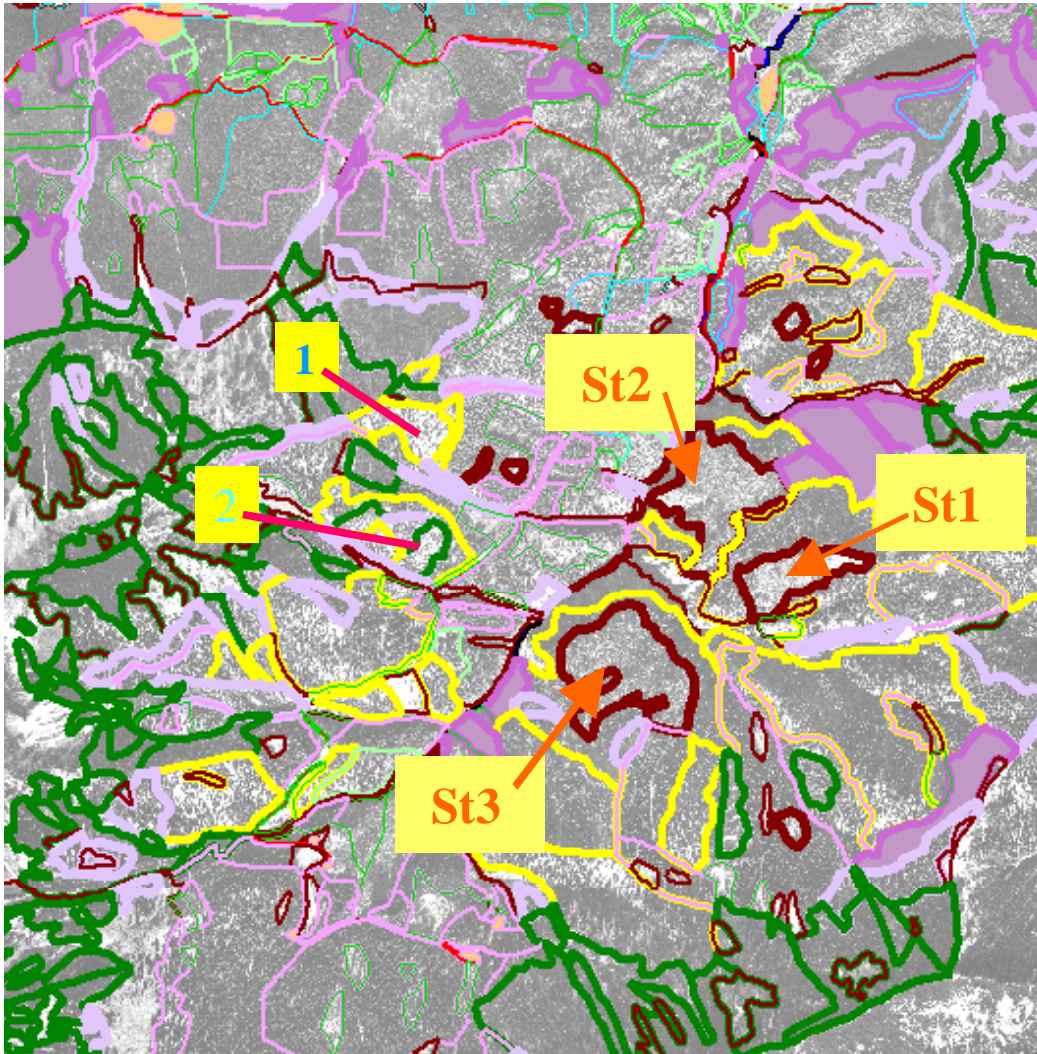


Abbildung 6.4.3-3
 Polygone des Forst-GIS
 mit Sturmfläche
 St1, St 2 und St 3
 St2 ist die gleiche
 Fläche mit Identität W1
 in Kapitel 5.

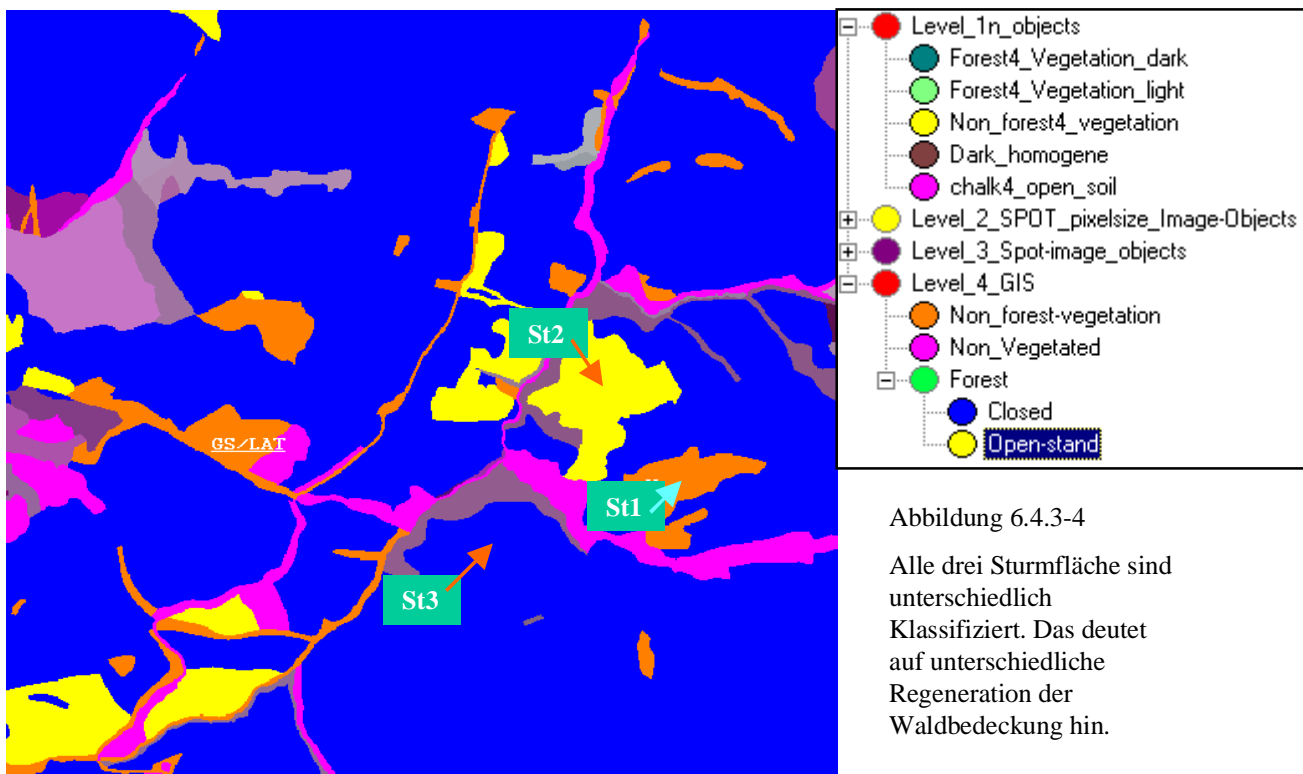


Abbildung 6.4.3-4
 Alle drei Sturmfläche sind
 unterschiedlich
 Klassifiziert. Das deutet
 auf unterschiedliche
 Regeneration der
 Waldbedeckung hin.

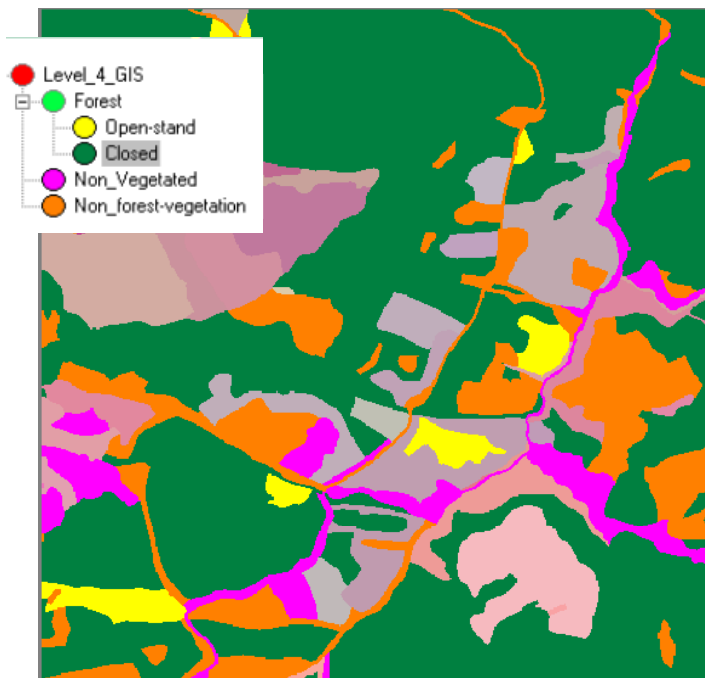


Abbildung 6.4.3-5 In Grün dargestellte Flächen sind mit hoher Zuverlässigkeit als (>80%) geschlossene Bestände klassifiziert worden.



Abbildung 6.4.3- 6 Anwesenheit von Subobjekten des Typs "Wald hell", dargestellt in Schwarz (0%) bis Weiß (100%)



Abbildung 6.4.3- 7 Prozentanteil der Anwesenheit von Subobjekten des Typs offener Kalkboden in Schwarz (0%) und Weiß (100%)



Abbildung 6.4.3- 8 Grün dargestellte Waldbereiche, Nicht-Wald und offener Boden in Magenta. Unter Ausnutzung der Farben-Gamut (s.a Fallstudie 2A) In bekannten Forstbeständen deuten Magentatöne auf problematische Bestände hin.

6.4.4 Zusammenfassung der Ergebnisse der Fallstudien

Die Leistungsfähigkeit von eCognition bei der Analyse von Fernerkundungsdaten wird anhand von vier Fallstudien demonstriert:

Fallstudie 1: DPA Daten Die Fallstudie wertet einen Datensatz der DPA - Kamera des Bereichs zwischen Kochelsee und Herzogstand aus. Bei einer durchschnittlichen Pixelgröße von 1,7 Metern in 5 multispektralen Bändern und 11,5 Bit radiometrischer Auflösung (entspricht 3072 theoretisch möglichen Graustufen) zeigen die Bilder in etwa Werte, wie sie von den höchstauflösenden Satellitensensoren zu erwarten sind.

Für das Objekt „Wald“ mit seinen charakteristischen Größenverhältnissen ist es praktisch unmöglich, mit konventionellen, auf Pixelstatistiken beruhenden, Auswerteverfahren Fernerkundungs-Daten mit einer Pixelaufklärung zwischen 5 m und 1m sinnvoll zu klassifizieren (s. KENNEWEG et al., 1990, GOUGEON, 1996). Die hohe Varianz innerhalb der visuell als homogene Zielobjekte erkannten Pixelgruppen läßt keine automatische Auswertung zu. Mit der Segmentation von ‚Bildobjektprimitiven‘ in einem ersten Schritt und der Aggregation dieser zu nutzerbestimmt ‚sinnvoller‘ Objekte (‚Objects of Interest‘) vor der eigentlichen Klassifikation anhand wissensbasierter Regelwerke, umgeht eCognition dieses Problem und, mehr noch, macht den zeitaufwendigen und fehlerbehafteten, da subjektiven Zwischenschritt der Trainingsgebietsabgrenzung überflüssig.

Im Rahmen des aufgebauten hierarchischen Netzwerks werden sowohl spektrale Merkmale als auch topologische und räumliche Beziehungen genutzt um die ‚Objects of Interest‘ zu klassifizieren. Dieses Multilevel- bzw. Multiscale-Methode ist für die Analyse von VHR-Daten von wesentlicher Bedeutung, da die kleinsten strukturellen Elemente, die typische spektrale Signaturen aufweisen, nur unter Verwendung räumlicher Entscheidungsregeln auf einer Aggregationsebene mit kleinerem Maßstab kombiniert werden können. Dies entspricht weitgehend der Merkmalsextraktion gemäß der herkömmlichen photogrammetrischen Kartierung (Monoplotting, AUMANN 1996); der wesentliche Unterschied ist dabei die automatische Erstellung der ‚Objects of Interest‘.

Die Fallstudie demonstriert wie man anhand von VHR Datensätzen eine automatische Basisinventur durchführen kann die als kostengünstige Alternative die visuelle Bearbeitung von Luftbildern ersetzen kann.

Fallstudie 2A: Diese Fallstudie beleuchtet die Möglichkeiten der Auswertung von Datensätzen unterschiedlicher geometrischer und spektraler Auflösung sowie die Möglichkeit der Integration von GIS Datenebenen in den Ablauf der Analyse (s.a. Teilbereich BUCK, 2000).

Die operationellen Systeme des Landsat Types (Landsat 7 ETM, Spot HRV, IRS) bieten sowohl multispektrale als auch panchromatische, hochaufgelöste Datenerfassung. Bei den bisher üblichen Methoden hat das Zusammenführung der beiden Datensätze entweder den Verlust der Originaldaten für weiterführende Analysen des Kombiproduktes (etwa die IHS Transformation) oder eine eingeschränkte visuelle Interpretierbarkeit (z.B über Kovarianzmatritzen der Grauwerte) zur Folge. Mit der Multilevel-/Multiscale-Methode von eCognition kann eine automatisierbare Multisensor-Analyse ohne Veränderung der ursprünglichen Daten bei Integration zusätzlicher GIS Datenebenen durchgeführt werden.

Die Fallstudie demonstriert die Bild- und Datenfusion und integriert Punkt- und Flächenmerkmale in einem einzigen Analyseprojekt. Man kann diese Fallstudie als Prototyp

für die weitere Analyse von Daten des Landsat-Typs betrachten, wobei das panchromatische Band nicht nur die visuelle Interpretation des Bilds erleichtert, sondern auch in der Klassifizierung Verwendung findet.

Fallstudie 2B: Diese Fallstudie ist eine klassische multispektrale Analyse der SPOT-4-Bilder auf Basis des Standardverfahrens, um die Unterschiede zwischen Fallstudie 2 und 4 zu vergleichen. Anhand dieser Fallstudie sollen die spezifischen Unterschiede zwischen klassischer, auf statistische Aussagen im spektralen Merkmalsraum beruhender, und objektorientierter Analyse herausgestellt werden.

Die Ergebnisse einer „klassischen“ Bildanalyse sind auf drei Parameter beschränkt: Flächengröße, Klassenzuordnung und Klassifikationsgenauigkeit bezogen auf die gesamte Klasse. Das eCognition Verfahren erweitert diese Klassenmerkmale durch Objektmerkmale. Die Attributtabelle die für jedes einzelne Objekt erstellt wird gibt zusätzlich Auskunft über Lage jedes Objektes im Bild, Größe, Umfang, Form, Schwerpunkt, etc., die topologischen Beziehungen, Spektralmerkmale wie Grauwerte für jedes Band, statistische Derivate wie Standardabweichung, Verteilung, etc.. Bei der Klassifizierung der Objekte wird die Genauigkeit der Zuordnung zur jeweiligen Klasse anhand eines Vergleichs zwischen Objektmerkmalen und Klassenmerkmalen berechnet. Die Tabelle gibt an wie viel Prozent der Objektmerkmale mit den Klassenmerkmalen übereinstimmen und gibt alternative Klassen an (Fuzzy Logik Zugehörigkeiten). Bei Visualisierung der Klassenzuordnungsgenauigkeiten können Fehlzugeweisungen dann sehr effektiv lokalisiert und mit den Alternativen abgeglichen werden. Damit steht eine Information zur Verfügung, die vor allem bei der Beurteilung von „Problemfällen“ hilfreich ist. Bedenkt man, dass bei einer Klassifikationsgenauigkeit von 90 %, was im klassischen Fall sehr gut ist, immer noch jedes zehnte Objekt falsch zugewiesen wurde, wird deutlich, welche Vorteile die eCognition Methode gerade im von Haus aus sehr heterogenen Schutzwaldbereich bietet.

Fallstudie 3: Forst spezifisch zeigt die dritte Fallstudie die komplexe sachliche Verknüpfung von Datensätzen mit Auflösungen, die sich größenordnungsmäßig unterscheiden. Es werden panchromatische Datensätze des IKONOS Sensors mit 1 m Auflösung (simuliert aus Orthophotos) mit multispektralen Datensätzen des Spot 4 Sensors (20 m Auflösung) in einer gemeinsamen Auswertungsprozedur analysiert. Dabei wird herausgestellt, daß bei diesen Auflösungsunterschieden jeweils ganz andere Merkmale des Oberflächenelementes zur Kriterienbestimmung im Sinne eines automatisierten Zustandsbewertungsverfahrens beitragen.

Eine Auflösung von 1 Meter reicht aus, um die Waldstruktur visuell zu interpretieren. Die mit dem eCognition Verfahren gebildeten Bildobjektprimitiven im panchromatischen Band (1m) können nur wenigen thematischen Klassen angehören, geben aber einen guten Überblick über die Heterogenität des jeweiligen Objektes. Die spektralen Überobjekte dieser panchromatischen Unterobjekte erlauben es, unterstützt durch die im Forst-GIS vorliegenden Informationen, die Statistik der Unterobjekte der panchromatischen Ebene thematisch einzuordnen. Damit erhält man Hinweise auf Struktur, Baumartenzusammensetzung und Zustand des Bestandes.

Die Studie zeigt die Vorbereitungsschritte auf, die notwendig sind, um die strukturellen Merkmale eines Bestandes zu nutzen, um etwa Hinweise auf den Schutzerfüllungsgrad abzuleiten. Notwendiges Vorwissen sind die Bestandesgrenzen und -parameter aus dem Forst-GIS sowie die Rahmenbedingungen die am jeweiligen Standort den Schutzerfüllungsgrad definieren (Modelle, Szenarien).

7 Diskussion

Im Brennpunkt der wissenschaftlichen Diskussionen im Bereich der Fernerkundung stehen heute Themen wie Methoden für die **automatische Analyse von VHR-Daten** (ATKINSON, 1999; GOUGEON, 1996), Methoden für **automatische GIS-Updates** mit Fernerkundungsdaten (ATKINSON, 1999; SESTER, 2000; VOSER 1999), **Bild- und Datenfusion** (WALD, 1999; BALTSAVIAS, 1999) und **Integration von Expertenwissen** (RICHARDS, 1999). Wie die Ergebnisse der Fallstudien zeigen, verspricht der vorgestellte objektorientierte Bildanalyse - Ansatz einige der Engpässe der traditionellen, statistischen Bildanalyse zu beseitigen. In nachfolgenden Kapiteln soll die Relevanz der gezeigten Ergebnisse in Bezug auf die oben aufgelisteten Forschungsschwerpunkte diskutiert werden. Nicht zuletzt steht aber auch die Frage im Raum, welche Perspektiven die objektorientierte Datenanalyse im Hinblick auf die Belange der Bayerischen Staatsforstverwaltung bietet.

7.1 Von der visuellen Interpretation zur automatischen Analyse

In der behördlichen Praxis, als dem Hauptnutzer von Fernerkundungsdaten, insbesondere auch im Bereich der Bayerischen Staatsforstverwaltung, gilt bis heute lediglich das Luftbild (SW panchromatisch bis zu CIR) als operationell einsetzbar und hat sich für bestimmte Bereiche als Standardmethode durchgesetzt. Die Erfassung, vor allem aber auch die Auswertung der Luftbilder sind sehr kostspielig. Die automatische Auswertbarkeit digitaler Datensätze soll, neben verbesserter Objektivität, vor allem Kosteneinsparungen ermöglichen. Die digitale Fernerkundung wirbt seit den Anfängen in den 70er Jahren mit diesem Argument, weswegen die Automatisierung der Abläufe eine der wichtigsten Anforderungen jeder fernerkundlichen Untersuchung mit wissenschaftlichem Anspruch ist.

Der Einsatz der digitalen Fernerkundung in der Praxis des lokal arbeitenden Fachmanns, etwa eines Försters, eines Landschaftsplaners oder eines Landwirts, scheiterte bisher an der geringen geometrischen Auflösung der Satellitensensoren der Landsat Generation. Mit der „Ikonos“ Sensor-Generation (Pixel 1x1 Meter) werden Auflösungsbereiche erreicht, die auch den Einsatz bei lokalen Fragestellungen erlauben und in der Nutzergemeinschaft wachsendes Interesse finden. Die Eigenschaften ‚sehr hoch auflösender‘ digitaler Bilddaten, auch VHR-Daten genannt, haben das Potential, die Lücke zwischen dem, für regionale, mittelmaßstäbige Untersuchungen etablierten Landsat-Datentyp (HR) und dem, für die lokale Anwendung genutzten, Luftbild zu schließen. Für die im Rahmen dieser Studie durchgeführten Untersuchungen zum Einsatz von VHR-Daten im Forstbereich musste auf simulierte VHR-Daten zurückgegriffen werden, um zumindest die Konsequenzen der hohen geometrischen Auflösung für die praktische Anwendung untersuchen zu können. (Fallstudien 2 und 3). Die als Ausgangsbasis genutzten digitalen Orthophotos, die vom Bayer. Landesvermessungsamt aus gescannten panchromatische Luftbildern der sogenannten Bayernbefliegung erstellt worden sind, erreichen bei weitem nicht die radiometrischen Auflösungen der erwarteten VHR-Originaldaten (s.a. deKok et al., 1998). Andere Daten, wie die lange Zeit angekündigten MOMS-2P Daten, kamen zu spät und auch die VHR-Daten der IKONOS Serie waren erst ab September 1999 bestellbar, einem Zeitpunkt, zu dem sich das Vorhaben bereits in der Endphase befand. Die erreichbare Genauigkeit der erzeugten Karten wurde durch diese Einschränkungen zwar beeinträchtigt, doch die allgemeine Strategie und insbesondere die hierarchisch strukturierten Modelle der kombinierten FE-Daten / GIS-Informationen im Rahmen einer Multilayer-/Multiscale-Methode konnten trotzdem hinreichend genau aufgezeigt werden.

7.1.1. Überlegungen zu Genauigkeits-Ansprüche der Vorprozessierung

Abgesehen von den fachlichen Zielen der thematischen Bildanalyse wirft die Bearbeitung von VHR Daten die Frage nach den Genauigkeitsanforderungen an die geometrischen und radiometrischen Korrekturen solcher Datensätze auf. Für Monitoring Zielsetzungen aber auch für Modellierungen von Stofftransporten, wie etwa die in der Klimamodellierung aber auch Hydrologie verwendeten SVAT Modelle (Soil, Vegetation, Atmosphere Transport model) oder von Strahlungsfluß-Modellen, ist die Korrektur des relativen Fernerkundungssignals in eine physikalische Strahlungsgröße, etwa den gerichteten Reflexionsfaktor oder die gerichtete Strahldichte [$\text{W/m}^2/\text{sr}$] gefordert.

Der Methodenpool zur Durchführung dieser Korrekturen ist prinzipiell der gleiche wie bei der Korrektur von HR Daten. Im vorliegenden Fall wurden die, der HR Kategorie zuzuordnenden, Spot 4 Daten mit den Softwaresystemen SILVICS (MCCORMICK, 1997), für die geometrische Korrektur, und ATCOR 3 (RICHTER, 1998), für die kombinierte topographisch/atmosphärische Korrektur bearbeitet.

Will man die Anforderungen, die an HR Daten der Landsat-Generation gestellt werden, auf VHR Daten übertragen, stellt man sehr schnell fest, daß dieses bei der heute verfügbaren Zusatzinformation scheitern muß ! So wird z.B. für die Georektifizierung ein maximaler RMS Fehler von unter $\sqrt{0,5}$ Pixel gefordert (nearest neighbour resampling). Bei HR Daten sind das noch rund 15 bis 20 m. Im Falle der panchromatischen Ikonos Daten (1m) ist das bereits eine Toleranzschwelle von unter 1 m !! Diese Genauigkeitsanforderungen übersteigen den Meßbereich der zur Paßpunktsuche gebräuchlichen GPS Empfänger, jedenfalls im Wald, aber auch die Anforderungen an die Lagegenauigkeit von Forstbetriebskarten etwa der Bayer. Staatsforstverwaltung. Will man nun noch die Forderungen von ITTEN ET AL., (1991) an das für die Korrektur der Topographieeinflüsse benötigte Geländemodell erfüllen, das ein Drittel bis ein Viertel der Pixelgröße des zu korrigierenden Fernerkundungs-Datensatzes betragen sollte, so wird deutlich, daß dieses auf der Fläche nicht realisierbar ist. Zwar gibt es inzwischen Methoden die diese Anforderungen erfüllen könnten, etwa Laser-Scan-Verfahren, photogrammetrische Luftbild- oder digitale HRSC Datenauswertungen, die Kosten stünden aber in keinem Verhältnis zum erwarteten Nutzen dieser Korrekturen. Bei zukünftig operationeller Verfügbarkeit von VHR Daten muß für diese Fragestellungen ein allgemeiner akzeptierter Kompromiss gefunden werden. Für vorliegende Arbeit standen keine VHR Daten zur Verfügung. Da die ersatzweise genutzten Simulationsdaten auf digitalen Orthophotos beruhen, die ja über konventionelle photogrammetrische Methoden aus Stereo Luftbildern erstellt wurden und daher nicht korrigiert werden müssen, kann zu diesem Problemfeld an dieser Stelle keine konkrete Empfehlung abgegeben werden.

7.1.2. Der Paradigmenwechsel der objektorientierten Analyse

Mit VHR Daten wird eine Auflösungsebene erreicht, die mit der traditionellen statistischen Analyse nicht mehr ausgewertet werden kann. Wie aus früheren Arbeiten bekannt ist (JANSSEN, 1994; PETZOLD, 1999; HINTON, 1999) muss die Strategie bei der Auswertung von VHR darin bestehen, statt pro Pixel pro Objekt zu klassifizieren. Das Problem der Bildanalyse bis in die späten 90er Jahren lag vor allem in den beschränkten Möglichkeiten der Integration von Fachwissen in die digitale Analyse (JANSSEN, 1994). Obwohl die Strategie der objektorientierten Auswertung nicht neu ist, gelingt es erst mit der umfassenden Lösung von eCognition ein entscheidendes Stück in Richtung Integration von Fachwissen weiterzukommen.

Entscheidend sind dabei zwei Punkte:

1. In eCognition wurde eine einheitliche Datenbank für GIS und Bildobjekte geschaffen
2. Die Möglichkeit wird geboten, Expertenwissen zur Objektklassifikation in Regelwerke einzubinden, die sowohl statistische (wie etwa nearest neighbour) als auch SQL Abfragen erlauben, und u.a. mit Fuzzy-Logik Funktionen gesteuert werden können.

Die statistischen Objektmerkmale die pro Objekt erstellt werden, liefern entscheidende Zusatz-Informationen zu den bestehenden GIS Attributen. Die mit dem Bildobjekten verknüpfte Datenbank ist somit als fester Bestandteil des Ergebnisses anzusehen.

"Lokale" Genauigkeitsangabe

Die objektorientierte Analyse liefert eine lokale Genauigkeitsangabe einer thematischen Informationsebene und ermöglicht damit die Lokalisierung, aber auch die Beurteilung solcher, nicht klassifizierter Flächen anhand ihrer Attribute. Da die Segmentation auf Regeln beruht, ist dieser Vorgang objektiv und nicht von den Fähigkeiten des jeweiligen Sachbearbeiters beeinflusst. Bei der Klassifizierung, die als Datenbankabfrage zu verstehen ist, wird für jedes Objekt der Grad der Klassenzugehörigkeit sowie alternative Klassen angegeben (second, third priority s. a. Abb. 6.1.31, 6.3.3-2). Bei der klassischen Erstellung einer thematischen Karte auf der Basis einer Bildanalyse stehen diese Informationen nicht zur Verfügung. Eine Gesamtgenauigkeit des Klassifikationsergebnisses einer traditionellen Bildanalyse von 90 % wird als „gut“ angesehen. Dies kann jedoch in bestimmten Fällen nicht ausreichend sein. Wenn sich z.B. die fehlerhaft klassifizierten 10 % in einem Schutzwaldbereich an einer Stelle befinden, die dort u.U. dramatische Verlust an Schutzbefähigung zu Folge haben könnte. Wenn schon nicht ein 100% richtiges Klassifikationsergebnis verlangt werden kann, dann muss zumindest die Lokalisierung des Gebiets möglich sein, damit diese Flächen notfalls durch Begang überprüft werden können.

Topologie und „Bildverstehen“

Merkmale wie „in der Nähe von“, „grenzt an“ oder „ist Teil von“ werden von einem Interpreten im Bild sofort erkannt. In klassischen Bildanalyse-Verfahren können diese Informationen nicht genutzt werden, da diese räumlichen Abhängigkeiten nicht erfasst werden. Mit dem in dieser Studie genutzten objektorientierten Ansatz von eCognition können diese Merkmale berücksichtigt werden. Dabei sind Segmentierungs- und Klassifizierungsschritte abwechselnd einzusetzen, wobei die spektralen und räumlichen Eigenschaften in unterschiedlichen Ebenen analysiert werden können.

Bereits die Studie von GOUGEON (1996) zeigt, dass es Ziel führend sein kann, strukturelle Elemente eines „räumlichen Objekts“ in die Analyse einzubeziehen. Die Ergebnisse des Fallstudie 1 bestätigen dieses. Obwohl die strukturbildenden Elemente des Waldbestandes eindeutig die hellen Baumkronen sind, ist die Ausweisung „nutzerdefiniert sinnvoller Objekte“, z.B. eines Nadelwald Altbestandes. ohne die Schattenbereiche nur mit wesentlich geringerer Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit möglich, denn Schatten sind ein typisches Merkmal alter Nadelbestände. Dabei spielt nicht nur die Klasse „Schatten“, sondern auch die Topologie der Objekte, die zu dieser Klasse gehören, d.h., deren Verteilung eine Rolle.

Dieser Sachverhalt wird bereits im „einfachen“ Fall der Klasse „Schatten“ deutlich (Kap. 6.1). Die Unterscheidung zwischen den Unterklassen „Geländeschatten“ und „Schatten im Bestand“ erfolgt in diesem Fall über die nachbarschaftliche Beziehung der Konnektivität

mit ähnlichen spektralen Subobjekten. Dadurch kann das Subobjekt „Schatten im Bestand“ bei der Ausscheidung der Klasse Nadelwald-Altholz, einer Klasse, bei der der Schatten eine charakteristische Komponente des geschlossenen Bestands ist, im topologischen Regelwerk zur Klassifizierung dieser Objektklasse genutzt werden.

Insbesondere in Nadelwaldbeständen können die statistischen Kenngrößen von Schattenobjekten (Größe, Form) direkt mit der Kronengröße/-dichte in Bezug gesetzt werden. Wichtige forstwirtschaftliche Größen, etwa die Anzahl der Bäume pro Fläche oder der Kronendurchmesser von Nadelwaldbeständen in der Reifephase, sind durch einfache Datenbankabfragen zu erzielen.

7.1.3. Option „multiskalare Auswertung“

Ein zentrales Konzept der Bildinterpretation ist die Berücksichtigung der multiskalaren Information des Originalbilds. Für den Menschen ist dies aufgrund der Interaktion zwischen Auge und Gehirn überhaupt kein Problem, ein Rechner ist in diesem Fall darauf angewiesen, die impliziten Informationen einer Bildobjektbank abzurufen zu können und benötigt dazu Handlungsanweisungen. Die expliziten Informationen eines Bildsensors finden sich in der Auflistung der Spektralwerte am jeweiligen Standort (pro Pixel). Die impliziten räumlichen Informationen in dieser Auflistung, wie sie in einem Bild dargestellt sind, können nur nach entsprechenden Bearbeitungsphasen abgerufen werden. Die Reihenfolge des Segmentationsablaufs ist dabei der entscheidende Punkt.

In Fallstudie 1 beschränkt sich die Analysestrategie auf einen zwei Ebenen Ansatz:

- Ebene 1: entsteht durch Segmentierung auf der Basis spektraler Eigenschaften ;
- Ebene 2: wird gebildet in dem Objekte durch topologische Beziehungen definiert werden.

Eine Klassifikation von Subobjekten (Objekt-Primitiven) auf einer Ebene, auf der ihre spektrale Variabilität sehr gering ist, kommt einer Klassifikation pro Pixel sehr nahe. Der wesentliche Unterschied ist, dass diese Subobjekte durch topologische Beziehungen in ein semantisches Netz eingebettet sind. Auf der Ebene der spektralen Eigenschaften besteht eine enorme Variabilität der Klassen innerhalb eines bestimmten „nutzerdefiniert sinnvollen“ Objekts (object of interest). „Nutzerdefiniert sinnvolle“ Objekte sind wesentliche Teile des „Waldbestands“. Durch das semantische Netz kann diesen „Ober- oder Superobjekten“ auf der Basis der Subobjektzugehörigkeit eine Kennung zugeordnet werden. Im Beispiel der Studie 1 wurde der „*relative Flächenanteil des Subobjekts*“ (Abb. 6.1.5-2) als Haupteigenschaft des „Oberobjekts“ definiert. Nach der Klassifikation ist es möglich, innere Grenzen zwischen „Oberobjekten“ zu entfernen und Objekte auf der Ebene des Waldbestandes zu konstruieren. In den Fallstudien wird eine Kombination von räumlichen und spektralen Entscheidungsregeln verwendet, ohne die spektrale Integrität der Subobjekte zu verfälschen. Die Klassifikation der jeweiligen „objects of interest“ auf der Basis topologischer Regeln demonstriert die Möglichkeiten der objektbasierten Analyse. Dieses Prinzip kann ohne weiteres auf jede andere Art der VHR-Datenanalyse übertragen werden..

7.2. Automatisches GIS updating

Der Hauptunterschied zwischen dem Forst-GIS und (interpretierten) Bildinformationen liegt im Aggregationsgrad. Ein Waldpolygon wird im GIS als homogener Bereich betrachtet, dem ein bestimmter Landnutzungstyp zugeordnet ist und der durch eine Merkmalstabelle beschrieben wird. Demgegenüber gibt die bildliche Darstellung digitaler Fernerkundungsdaten (bis zu einem gewissen Grad) die Heterogenität der Geländeoberfläche wider, sofern die räumliche Auflösung des Sensors wesentlich höher ist als die, durch das GIS-Polygon repräsentierte Fläche. Schließlich ist jedes Pixel wiederum selbst eine

Aggregation der Rückstrahlung von erfassten Subobjekten, wobei eine spektrale Homogenität über dem IFOV (instantaneous field of view) unterstellt wird (RICHARDS & JIA, 1999).

Beim Update eines GIS (Wiederholungsaufnahme) ist man an zwei Arten von Informationen interessiert:

1. Fall **A** haben sich die Grenzen der Polygone verändert ? und
2. Fall **B** sind die Merkmale der GIS-Objekte richtig beschrieben b.z.w haben sie sich verändert ?

Bildinformationen werden für ein GIS-System dann interessant, wenn sie in der Lage sind, Daten pro GIS-Objekt oder aber pro GIS-Objektklasse zu liefern. Beim Update eines GIS sucht man GIS-Polygone auf, für die die statistischen Bildeigenschaften darauf hindeuten, dass die Annahme der Homogenität von Attributen nicht mehr aufrechterhalten werden kann. Im Falle eines Klassenansatzes kann anhand der statistischen Bildeigenschaften entschieden werden, ob ein bestimmtes GIS-Polygon weiterhin zur gleichen Klasse gezählt werden kann oder nicht.

Eine automatische bis semi-automatische Delineation (Polygon-Extraction für Fall **A**) von forstlich homogenen Bereichen würde wesentliche Einsparungen bei der Forsteinrichtung erlauben. In Fallstudie 1 wurde nachgewiesen, dass mit multispektralen Datensätzen im Auflösungsbereich von ca. 1 bis 2 m und einer objektorientierten Analyse dieses Datenmaterials eine solche Vorstratifizierung der Forsteinrichtung möglich ist. Dies gilt vor allem auch für den Aufbau eines Forst-GIS, wenn keinerlei Vorinformationen zur Verfügung stehen, wie das in Bayern etwa für den Kleinprivatwald der Fall ist. Hier bietet die dargestellte Methode eine interessante Alternative zu den terrestrischen Verfahren.

Ziel der Fallstudie 3 war es eine Wiederholungsinventur innerhalb vorhandener Bestandesgrenzen durchzuführen, wobei das Hauptaugenmerk auf die Einschätzung des Schützerfüllungsgrades der forstlichen Bestände gelegt wurde (Fall **B**). Das Endergebnis der Fallstudie 3 ist eine Visualisierung der Schutzleistung. Die Fallstudie zeigt aber auch, dass die Einschränkung durch diese vorgegebenen Grenzen des Forst-GIS durchaus ein Problem für die Analyse darstellen können. So wird bei der Bildanalyse z.B. ein Sturmwurf als ein neues Objekt betrachtet werden, mit Eigenschaften die es von seinen Nachbarn abgrenzen. Auch wenn lediglich ein Teilbereich davon betroffen ist, wird die Bildstatistik jeweils für den gesamten Bestand berechnet werden. Eine Folge davon ist, dass, die bestandesweise berechnete Bildstatistik, eine Senkung des Waldanteils anzeigen würde. Diese muss jedoch für den Gesamtbestand nicht zwingend die kritische Merkmalschwelle für eine herabgesetzte Schutzfunktion überschreiten, wohl aber ist dies für den betroffenen Teilbereich zutreffend.

Zur Lösung dieses Problemfalls wird man das multiscale/multilayer Konzept aus Fallstudie 2A anwenden. Es gibt mehrere Lösungsmöglichkeiten von denen zwei vorgestellt werden sollen:

1. Polygon in Polygon Analyse. Unter Respektierung der vorhandenen Bestandesgrenzen wird eine Segmentation durchgeführt. Es entstehen Unterobjekte mit, im Vergleich zu den ursprünglich im Forst-GIS, teils unveränderter, zum Teil aber drastisch abweichender Statistik (Beispiel Sturmfläche).

2. Die FE-Daten werden entsprechend dem Vorschlag in Fallstudie 1 oder 2 analysiert. Die entstehenden Objekte werden mit den Forst-GIS Polygonen verschnitten (GIS Operation). Neu entstandene Polygone (Fall **A**) ab einer bestimmten, relevanten Mindestgröße (0,5 ha) werden bezüglich ihres Schutzerfüllungsgrades neu bewertet.

Die Option, bildanalytisch abgegrenzte Polygone (für Fall **A**) mit Forst-GIS Polygonen zu verschneiden erlaubt auch komplexe Analysen unter Einbeziehung topologischer Regeln. Bei komplizierten und nicht homogenen Waldgebieten ist es bspw. möglich, lokale Vegetations-/Waldcluster oder Erosionsrinnen im Forst-GIS-Polygon zu beschreiben, ebenso Verbindungen zu ähnlichen Mustern, die an dieses bestimmte Polygon angrenzen. Die im GIS-Bereich übliche, in der Bildanalyse bisher aber nicht mögliche Analyse eines, in diesem Falle übergeordneten, Objektes, etwa einer einzelnen Erosionsrinne, die bergab verläuft und verschiedene GIS-Polygone kreuzt, ist mit eCognition durchführbar, wenn Objekte auf verschiedenen Aggregations- und Themenebenen verwendet werden.

Im Falle eines Sturmwurfs oder von Erosionsrinnen kontrastieren die spektralen und textuellen Merkmale des neu entstandenen Objekts sehr deutlich. Oft, und daher aber umso schwerer von den Forstbeamten einschätzbar, handelt es sich um schleichende Veränderungen. Diese Art von Veränderungen lässt sich mit der eCognition Methode über eine Analyse innerhalb einer Klasse erkennen. Dabei wird die Abweichung vom Klassenmittel beurteilt. Für jeden Bestand gibt es eine erwartete Entwicklung. Weicht dieser Erwartungswert von der prognostizierten Größe ab, oder überschreitet er eine bestimmte vorgegebene Schwelle etwa aus Altersgründen (Zerfallsstadium) so wird eine Überprüfung der Situation notwendig.

Bei den traditionellen Verfahren werden die Veränderungen der statistischen Klassenmerkmale beurteilt. An welcher Stelle Veränderungen auftreten kann erst visualisiert werden, wenn die Klassenzugehörigkeit der Objekte nicht mehr gegeben ist und sich die Veränderungen, etwa durch Differenzbildung, darstellen lassen. Mit der eCognition Methode können Änderungen der statistischen Kennmerkmale bereits innerhalb des Merkmalsrahmens erkannt werden, der die Klassenzugehörigkeit vorgibt (Fall **B**). Die relative Position innerhalb einer Klasse, bzw. die Änderung dieser Position liefert wertvolle Hinweise, in welche Richtung sich das Objekt verändert, zum Klassenmittel hin oder zu einem der beiden Randbereiche. Im Beispiel der Abbildung 7.2-1 haben sich die Objekte A und B über den Beobachtungszeitraum in entgegengesetzte Richtung bezogen auf das Klassenmittel entwickelt. Unterschiedliche atmosphärische Bedingungen bei der Aufnahme oder auch abweichende phänologische Entwicklungsstadien haben bei diesem Ansatz wesentlich geringeren Einfluß auf das Interpretationsergebnis, da sie ja jeweils die ganze Klasse betreffen und nicht das einzelne Objekt.

Die objektorientierte Analyse hat ihre eigentliche Stärke im VHR Bereich. Wie die Ergebnisse aus Fallstudie 2 zeigen, kann sie aber auch im HR-Bereich erfolgreich in der Praxis eingesetzt werden. Hervorzuheben ist in diesem Zusammenhang die Möglichkeit der direkten Unterstützung der Interpretation durch GIS Datenbestände. Allein die Möglichkeit vorhandene administrative Grenzen zur Begrenzung der Segmentation zu nutzen bietet mehrere, für die Praxis sehr interessante Optionen.

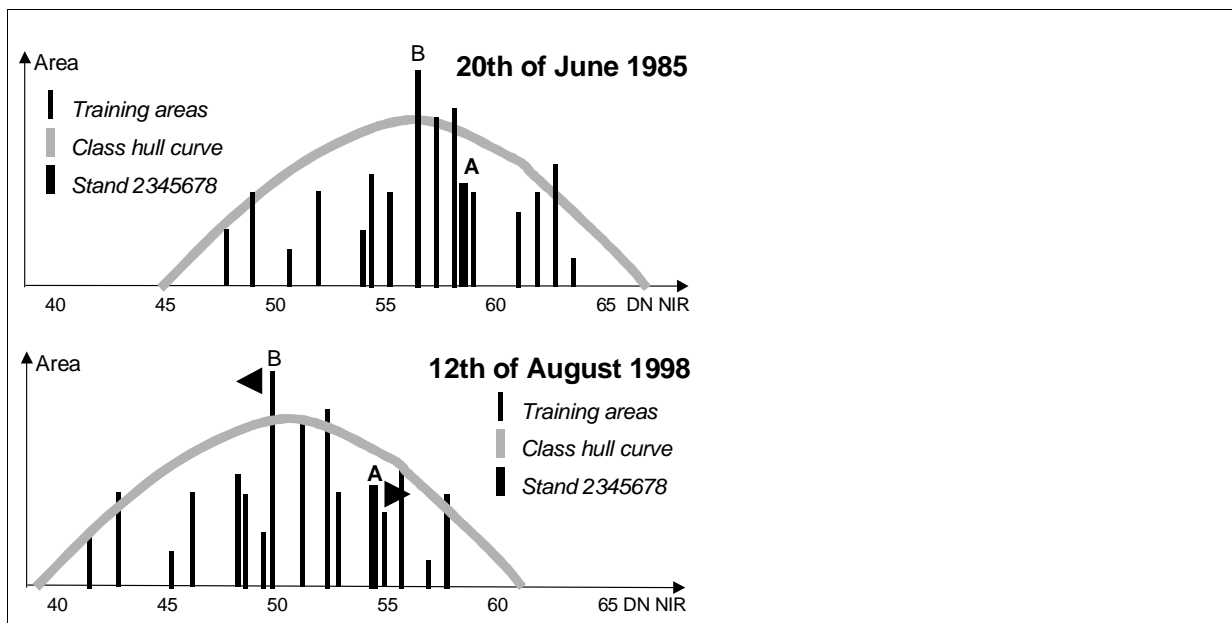


Abbildung 7.2-1 Prinzip des objektbezogenen Monitorings innerhalb einer Klasse. Es wird angenommen, daß sich die Klassenmerkmale kaum verändern. Die Verteilung der Hüllkurve der Klasse bleibt von einem zum anderen Beobachtungstermin gleich (Mittelwert kann sich jedoch verschieben!) und schließt dieselben Objekte ein. Bei traditionellen Klassifikationsverfahren kann die Veränderung eines Objektes erst dann erkannt werden, wenn es den Klassenmerkmalsbereich verläßt. Bei objektorientierten Verfahren kann bereits eine Änderung innerhalb des Klassenverbandes anhand der relativen Position des Objektes zum Klassenmittel erkannt und interpretiert werden. So verringert sich .z. B. bei Objekt **A** (**Bestand** 2345678) zwar der Grauwert von 58 auf 54, signifikant für die Diagnose ist aber, dass sich der Abstand zum Klassenmittelwert vergrößert hat.

Im Falle forstliche Bestandesgrenzen, können wie in Fallstudie 2 folgende Fälle auftreten:

- Spektralsignatur-Analyse und Attribute der DB-Forst stimmen überein, es hat keine Veränderung stattgefunden
- Spektralsignatur-Analyse und Attribute der DB-Forst stimmen nicht überein, der Bestand ist aber einheitlich. d.h. die Bestandesmerkmale in der DB-Forst könnte fehlerhaft sein
- Mehrere spektral sehr unterschiedliche Objekte liegen innerhalb der Grenzen, oder, spektral und texturrell einheitliche Bereich überschreiten die Bestandesgrenzen d.h. die Bestandesgrenzen sind falsch gesetzt oder von der Entwicklung überholt worden.

Auf diese Weise kann für bestimmte Polygone die Richtigkeit der Attribute bestätigt oder aber abgelehnt werden. Damit ergeben sich Update-Möglichkeiten innerhalb des vorhandenen GIS sowohl bezüglich der Aktualisierung von Attributen (Fall **B**) als auch von der Grenzen (Fall **A**).

Die Abbildung 7.2-1 zeigt einen Workflow-Vorschlag, der verdeutlicht, wie man mit Veränderungen in Bilddaten umgehen kann. Allerdings sind weitere Forschungen und Überprüfungen in der Praxis erforderlich um diese Art von Bildanalyse als allgemein anerkannt zu etablieren. Der Bedarf an räumlichen Kontextinformationen nimmt zwar mit hochauflösenden Sensoren zu, man sollte jedoch nicht vergessen, dass neue Klassifikationsmethoden die herkömmliche Multispektralanalyse mit Landsat-Daten nicht

überflüssig machen, sondern ihr einen angemessenen Platz innerhalb der vielen Bild- und GIS-Layers in einer objektorientierten räumlichen Analyse zuweisen.

Die automatische Registrierung der zu behandelnden Gebiete als Polygone im Wald-GIS (Fall A) ist für die automatische Registrierung von Waldlücken und die Abweichung der Bestände, von denen spektrale Homogenität erwartet wird, von Interesse. Letzteres gilt insbesondere im Falle von dichten Nadelbeständen, in denen eine geringe Standardabweichung innerhalb der Infrarot-Bänder als normal angesehen wird und Abweichungen auf Anomalien hinweisen. Eine Bildauflösung von 5 m im panchromatische Band, ein Auflösungsbereich der von MOMS-2P erreicht werden sollte und wie er annähernd von IRS 1C pan geliefert wird, liegt für den im Forstbereich geforderten Kartierungsmaßstab von 1:10 000 an der äußeren Grenzen einer akzeptablen automatischen Polygonextraktion. Die Delineation (Fall A) der Forstbetriebskarte kann mit dieser Art von 5 m panchromatischen und 20 m multispektralen Daten angeglichen werden, jedoch nur bezüglich auffälliger Waldeigenschaften wie „Lücken größer als 0.5 Hektar“ und „sehr lichte Bestände“. Wie die Ergebnisse aus Fallstudie 1 andeuten, ist die Auflösungen des IKONOS-Systems mit 1 m im panchromatischen und 4 m im multispektralen Bereich oder von *Rapid Eye* mit 3 m im multispektralen Bereich für diese Zwecke eher geeignet.

Grundsätzlich bietet das Verfahren die Möglichkeit, im Rahmen ein Szenario Bildung denkbare Entwicklungen von Waldbestände zu simulieren und über die Messung der spektralen Varianz z.B. im Infrarot, Veränderungen (etwa Bestockungsgrad) zu erfassen. Damit kann die Schützerfüllungsgrad von Bergwaldbeständen überprüft und im Sinne eines Monitoringssystem erfasst werden. Hierzu bedarf es allerdings ein umfassendes Kallibrierungsprogramm in dem die berechenbare Indikatorwerte von forstlich geschulten Luftbildexperten mit Bestandesdaten verglichen werden.

7.3. Datenfusion und Expertenwissen

Die Untersuchungen in Fallstudie 2 mit SPOT Bilddaten, Orthophoto's, Inventurpunkten und GIS Polygonen, haben gezeigt, wie die Integration von standardisierten Satellitenprodukten im HR- und VHR-Bereich (Bildfusion) und bereits vorhandenen GIS-Datenbeständen (Datenfusion) erfolgen kann. Die Studie macht auch deutlich wie *GIS Punkt* Merkmale und Flächendaten zusammengeführt werden können und wie die Konstruktion eines Multilayer-Modells anhand bestimmter Segmentationssequenzen durchgeführt werden kann. Sie ermöglicht die Beibehaltung der räumlichen Genauigkeit für die in Betracht kommenden Objekte. Die daraus entstehenden thematischen Ebenen können für weiterführende GIS-Analysen sehr einfach in ein ArcView/ArcInfo-basiertes GIS exportiert werden. Mit einem einzigen Datensatz-In/Output für Fernerkundung und GIS-Information ist damit der Weg zu einer Verknüpfung geebnet.

Wie dargestellt, besteht eine eCognition Bildanalyse aus einer wechselweisen Abfolge von Segmentations- und Klassifikationsschritten. Die Segmentation führt jedesmal zum Aufbau einer Datenbank, während die Klassifikation das Ergebnis einer Abfrage dieser Datenbank darstellt. Die Abfrage wird durch Expertenwissen bestimmt, ist auf alle Merkmale der Bildobjekte ausdehnbar und kann visualisiert werden (Abb 6.2.3-12). Dies ermöglicht räumliche Analysen in Ergänzung der Spektralanalyse. Das Verfahren bietet Lösungen für die Probleme der Bildfusion, Datenfusion und Integration von Expertenwissen, und erfüllt damit eine von JANSSEN bereits 1994 gestellte Forderung.

Das Thema Datenfusion und Expertenwissen hat BUCK (2001) im Rahmen derselben Pilotprojektes für den GIS Bereich erst kürzlich ausführlich behandelt. Es soll daher an dieser Stelle nicht vertiefend diskutiert werden. Die in dieser Arbeit gezeigten Ergebnisse sind lediglich als Beispiele zu verstehen, die demonstrieren, wie mit solchen Daten gearbeitet

werden kann und welche Analysemöglichkeiten die Methode eröffnet. Weitere Schritte sind erforderlich, um von der Versuchsphase des Pilotprojekts zu einer operationellen Anwendung unter Kombination von Forst-GIS und Fernerkundungs Daten auf Forstamtsebene zu kommen.

7.4. Spezialfälle

7.4.1. Die Varianz

Mit der Ausgabe der Standardabweichung pro Objekt steht ein wichtiges Merkmal zur Verfügung, das Aussagen über den Bestand erlaubt. Die Varianz eines isolierten Pixel ist Null. Ein Bildobjekt wird von einer Pixelpopulation gebildet. Merkmale einer Population sind sowohl der Mittelwert als auch die Standardabweichung. Bei Anwendungen im Forstbereich ist die Objekt-eigene aber auch relative Varianz (Im Vergleich zum Nachbarn) der Spektralsignatur eines Bildobjektes von Bedeutung. Weist beispielsweise die Pixelpopulation eines Bildobjektes eine hohe Standardabweichung im nahen Infrarotbereich auf, dann kann dieses auf einen Mischbestand oder aber auf ein nicht gleichmäßig geschlossenes Kronendach hindeuten. Die, mit eCognition mögliche, synoptische Visualisierung der Varianz in gleich drei Spektralbereichen stellt dem, mit den Örtlichkeiten vertrauten Fachmann (Revierförster) wichtige Informationen über die Bestandesentwicklung zur Verfügung.

Fallbeispiel 2 konzentriert sich auf die Klassifizierung hochauflösender (HR) Daten, die durch die Kombination des hochauflösenden panchromatischem Bandes mit geringer auflösenden multispektralen Bändern geeignet sind für thematische Untersuchungen mit den Genauigkeitsanforderungen im Maßstabsbereich um 1:25.000. In Fallstudie 2 wird die Standardabweichung der Spot MS-Bänder als Texturmerkmal für die Definition einiger Klassen mit einbezogen (auffällig bei Laubwaldbeständen). Die Visualisierung der Varianz zeigt große Unterschiede auf der Fläche. Die Überprüfung anhand von CIR-Luftbilder weist darauf hin, dass dieses Merkmal bei Laubwaldbeständen mit dem Kronenschlussgrad zusammenhängt. Für die Kalibrierung von Feldmessungen des Kronenschlussgrades und der Infrarot-Varianz werden Daten des Landsat-Typs mit *Nadir-Sicht* empfohlen. In dem, in dieser Arbeit bearbeiteten, Spot 4 Datensatz war es aufgrund der großen Off-Nadir-Blickwinkels nicht möglich anhand dieses Merkmals zu klassifizieren.

Die Standardabweichung des, über den *panchromatischen* Kanal bestimmten Objektes, die ja einen Textur-Parameter darstellt, hat sich in diesem Falle *nicht* bewährt hat. Dieses wird allerdings vor allem auf die geringe radiometrische Qualität des Orthofoto-Mosaiks zurückgeführt, und nicht auf die prinzipielle Aussagefähigkeit dieses Merkmals. In Anbetracht der spektralen Abdeckung der neuen Sensoren von LANDSAT-7 ETM und IKONOS, die weit in den Infrarotbereich reichen, sowie der wesentlich besseren radiometrischen Auflösung dieser Sensoren von über 10 Bit, verspricht die Auswertung dieses Merkmals interessante Hinweise auf die gebildeten Objekte. Dieses Thema sollte daher in weiterführenden Studien erneut aufgegriffen werden.

Je nach Präferenz des auswertenden Experten gibt es die Möglichkeit, bestimmte statistische Differenzen innerhalb einer thematischen Klasse in weitere (Unter-) Klassen zu gruppieren. Die Bedeutung der Objektstatistik in Verbindung mit biologischen oder Standortmerkmalen ist ein bisher kaum erforschter Bereich, der, wie die Visualisierung dieses Merkmals zeigt (Abbildung 6.2.3-12 , Abbildung 7.4-1 und Fallstudie 3), interessante Informationen liefern kann.



Abbildung 7.4-1; Indikatorwerten im Zusammenhang mit Forst-GIS Polygone können zur weitere Analysen führen. Dieses Detail aus Abb. 6.2.3-12 zeigt wie Komplex das Verhältnis zwischen die vorhandene Vegetation und des Forst-GIS ist. Jedoch allgemeine Trends sind sofort erkennbar, Blautöne z.B. treten nur in unbestockte Flächen auf (Varianz des Mittlr. Infrarot höher als NIR und Rot).

7.4.2. Bildobjekt-Textur

Obwohl die Textur-Analyse in der Fernerkundung gut eingeführt ist und erfolgreich in der Bildanalyse mit Schwerpunkt auf (automatischen) Informationsextraktion aus panchromatischen Bilddaten (STEINNOCHER, 1998) angewandt wird, stimmt ihre Entwicklung hin zu einer strukturellen und weniger statistischen Methode mehr mit der objektorientierten Philosophie überein. Dominant in der Textur-Analyse sind die statistischen Verfahren die weitgehend auf **Grey Level Co-occurrence Matrices = GLCM**) (nach MUSICK .1990, STEINNOCHER 1997) basiert sind. Die GLCM ist allerdings stark von dem Verhältnis zwischen realem "nutzerdefiniert sinnvollen" Objekt und Pixelgröße abhängig. So hat unter Umständen die Filteroperation des GLCM's einen kleineren räumlichen Maßstab als die zu untersuchenden Objekte (*objects of interest*). In diesem Fall reagiert die Filteroperation sehr sensitiv auf Kanten; die abgeleiteten Objekte (Grenzlinien) werden in einem neuen Bild formiert. Diese künstlichen und neuen Bildobjekte sind aber überflüssig, da der Informationsgehalt des ursprünglichen Bildes mit der relativen Objekt-Helligkeit gegenüber seiner Nachbarschaft in der Objekt-Datenbank verwaltet wird. Die umgebende Kante als Ergebnis einer GLCM-Filteroperation in einem Bild, das mehr Pixel pro Untersuchungsobjekt (*object of interest*) enthält (mehr als 10 Pixel), zeigt keine Eigenschaft des Objekts, sondern eine Eigenschaft die den räumlichen Zusammenhang beschreibt. Dieses Zusammenhangs-Attribut einer Position (x,y) im Bild zuzuweisen, bedeutet das Abweichen von der objektorientierten Sichtweise, um Attribute der Bildobjekt-Datenbank zuzuteilen. Daher erscheint es wichtig auf die Bemerkung von GORTE (mündl. Mitt.1998) hin zu weisen; der feststellt „ *eine Grenze ist kein Objekt*“. Bei der strukturellen Methode können Merkmale wie Größe, relative Helligkeit und Form einbezogen werden. Ein objektorientiertes Konzept erlaubt diese strukturelle Methode, wo die Abhängigkeit zwischen Attributen in über- und untergeordneten Objekten deutlich gemacht wird.

In Anwendungen wie der Forstwirtschaft sind Oberflächen, die in einem bestimmten Untersuchungsmaßstab als homogen betrachtet werden, in einem größeren Maßstab stark texturiert. Nimmt der Maßstabsfaktor noch weiter zu, beginnen neue homogene Oberflächen aufzutauchen. Die Oberfläche „Wald“ ist in einem Maßstab von 1:100.000 völlig homogen. Bei einem Maßstab von 1:10.000 wird sie durch hohe Variabilität und viel Textur gekennzeichnet. Bei einem Maßstab von 1:10 sind Blattoberflächen ziemlich homogen ohne ausgeprägte Textur. Bei einem Maßstab von 1:0,1 können die Blätter eine signifikante Textur aufweisen. Der Stand des Wissens zu den Möglichkeiten der strukturellen Texturanalyse ist, zumindest für den Bereich forstlicher Fragestellungen, noch sehr begrenzt. Die Untersuchungen dieser Pilotstudie lassen aber ein großes Entwicklungspotential erkennen, das es lohnenswert erscheinen läßt, in Folgestudien weiter untersucht zu werden.

7.5. Die Qualitätskontrolle der objektorientierte Analyse

Für die Bewertung von VHR-Daten kann man die bekannten Verfahren zur photogrammetrischen Qualitätskontrolle verwenden. Diese Methoden basieren hauptsächlich auf visuellen Prüfmethode und sind daher zeit- und kostenintensiv. Beim Arbeiten mit digitalen Datensätzen sollte die Entwicklung größtenteils automatisch ablaufender Kontrollmethoden das Ziel sein. In dieser Studie werden einige Möglichkeiten diskutiert.

In Fallstudie 2 zeigt die „oo“-*confusion matrix* eine Bewertungsmethode, die der klassischen *confusion matrix* ähnelt (RICHARDS, 1999). Der Wert von 100 % an der Mitteldiagonale weist offensichtlich auf fehlende „Mischpixel“ hin. Objekte sind nicht in reine und gemischte Objekte unterteilt. Gemäß der klassischen Mengenlehre gehört aber ein

Objekt zu Klasse A oder es gehört nicht zu Klasse A. Mittels einer klassischen *confusion matrix* kann man nicht zeigen, dass die Objekte nach einem Zugehörigkeitsgrad mit der Kennung „A“ klassifiziert werden. Diese Matrix zeigt daher offensichtlich eine klassifizierte Rasterkarte, die anscheinend keine Mischpixel enthält. FLACK (1996) betrachtet diese Schema der Zugehörigkeit versus Nichtzugehörigkeit als ernsthaften Mangel der objektbasierten Analyse. Dies ist jedoch nur der Fall, wenn keine Informationen über die unscharfe Zugehörigkeit pro Objekt existieren und sich die *confusion matrix* an der klassischen Mengenlehre orientiert. Dies ist ein weiterer Grund, warum man die Aussage einer herkömmlichen Fehlermatrixanalyse bei der objektorientierten Klassifizierung anzweifeln darf.

Die im Softwarepaket eCognition zur Verfügung gestellte Funktion der „oo“-*confusion matrix* stellt gewissermaßen ein Zugeständnis an die Anwender dar, die mit der klassischen *confusion matrix* als Qualitätsindex vertraut sind. Es besteht zwar die Möglichkeit, eine Bewertung zu erstellen, die Ergebnisse gleichen jedoch nicht ähnlichen Bewertungen unter Verwendung einer pixelbasierten und damit statistisch basierten Qualitätsanalyse. Neben der pixelbasierten Genauigkeitsbeurteilung ist eine Verifizierung nach Beständen ebenso gültig und effektiv (ALPMON, 2000), wobei letztere weitgehend der Verknüpfung der Klassengenauigkeit mit einem Standort entspricht oder zumindest räumliche Abhängigkeiten innerhalb einer Spektralklasse integriert. Wenn man eine „oo“-*confusion matrix* auf ein Spektralanalyse-Layer ohne räumliche Regeln anwendet, stellt sie einen akzeptablen Index dar. Wie in Fallstudie 1 gezeigt wurde, werden die Klassen bei Verwendung räumlicher Regeln nicht direkt von Trainingsgebieten abgeleitet. Beide *Konfusions Matrizen* sind daher keine optimalen Bewertungsmethoden. Die Differenz zwischen der Zugehörigkeit zur ersten und zweiten Klasse (Stabilität siehe Abbildung 6.2.5-2) liefert einen besseren Anhaltspunkt für die Zuverlässigkeit einer Klassifizierung. Für die Ergebnisbewertung sollte die Ausgabe der Bildobjektstatistik mit großer Genauigkeit erfolgen. Diese hängt mehr von den Datenkalibrierungsschritten und verschiedenen Segmentierungsphasen und weniger von der spektralen Klassifizierung ab.

Wenn eine Inventurphase der Entwicklung eines Szenarios folgt, weist die Bildstatistik, pro Objekt mit einer bekannten GIS-Kennung, auf eine negative oder positive Entwicklung oder Abweichungen von der, gemäß dem Szenario zu erwartenden, Klasse der Landbedeckung hin. Das ganze Modell liefert Ergebnisse über Indikatorwerte pro GIS-Objekt. Ganz allgemein gesagt ist es nicht wichtig, mit einem Satellitenbild einem im Forst-GIS bekannten Nadelwaldbestand als Nadelwaldbestand zu bestätigen, sondern herauszufinden, wie „geschlossen“ sein aktuelles Kronendach ist (Fall **B**). Für Monitoring-Zwecke erscheint die spektrale Klassifizierung nicht so wichtig wie das Ableiten von Indikatorwerten, die eine Abschätzung der Veränderung erlauben. Ein Meßwert, in diesem Fall ein Reflexionswert in einem spektralen Band, bleibt ein Meßwert, das Label das diesem Wert zugewiesen wurde kann richtig oder falsch sein. Der Meßwert selbst kann zuverlässig oder verunreinigt sein. Wenn bei zuverlässigen Meßwert kein korrektes Label an der Wert zugeordnet werden kann (unklassifiziertes Pixel/Objekt), hat der Wert an sich seine Bedeutung noch nicht verloren. Sie enthält noch immer charakteristische Merkmalen von ein bekanntes Objekt, z.B. „*Vegetation ist in der Fläche anwesend*“.

Die Genauigkeit der spektralen Klassifizierung ist noch immer eine Notwendigkeit; bei der Analyse jedoch haben hohe Genauigkeitswerte in Bezug auf spektrale Klassen nur wenig Einfluss auf das Analysemodell als Ganzes. Ein hoher Wert in Bezug auf die Analyse der Spektralgenauigkeit kann dennoch zu unzureichenden Informationen für das GIS führen, wenn das konzeptionelle Modell unzulänglich ist.

8. Zusammenfassung und Schlußfolgerungen.

Mit steigender geometrischer Auflösung der Erdbeobachtungsdaten wird die traditionelle, statistische Auswertung zunehmend durch das Problem der hohen Varianz der Pixelwerte, die ein „nutzerdefiniert sinnvolles“ Objekt abbilden erschwert. Wie bereits FEHLERT (1984) theoretisch und KENNEWEG ET AL. (1991) anhand praktischer Beispiele nachweisen konnten, ist etwa für Wald die statistische Auswertung bei Pixelgrößen zwischen 5 m und 0,75 m nicht mehr möglich. Hier verspricht der objektorientierte Analyse-Ansatz einen Ausweg und bietet darüber hinaus Lösungen für einige weitere Engpässe der traditionellen Bildanalyse an.

Entscheidend ist, das erstmals dieselbe Datenbank für GIS und FE Analysen genutzt wird und dadurch die völlige Integration dieser beiden, bisher ja immer getrennt zu bearbeitenden, Bereiche möglich wird. Anhand hierarchisch strukturierter, semantischer Netzwerke und Fuzzy-Logik Selektionsalgorithmen kann Expertenwissen in die Analysen einfließen und dadurch auf die gesamte, implizit in Datenbestand enthaltene, Information zurückgegriffen werden. Das Problem der Bild- und Datenfusion, ein viel diskutiertes Thema der letzten Jahre, wird auf diese Weise, durch Verknüpfung, Verschneidung und Visualisierung der Datenbankeinträge gelöst.

Das Landschaftsmodell, das durch den Aufbau der Hierarchieebenen und durch die, aufgrund von anpassbaren Entscheidungsfunktionen flexiblen, Datenbankabfragen bestimmt wird, erfordert fundierte Kenntnisse des Geländes und der sachlichen Zusammenhänge. Mit den Möglichkeiten die eine objektorientiert arbeitende Software dem Nutzer zur Verfügung stellt, tritt die Bedeutung des Fachmanns für die Lösung fachspezifischer Fragen wieder verstärkt in den Vordergrund. Gerade im Umgang mit natürlichen Ressourcen ist dieses ein unschätzbare Vorteil.

Man kann davon ausgehen, dass die objektorientierte Analyse in der Fernerkundung in naher Zukunft eine beherrschende Rolle spielen und in vielen, wenn auch nicht in allen, Bereichen die traditionellen, statistischen Methoden der Fernerkundung ersetzen wird.

Weiterhin offen ist die Frage nach einer Methode zur automatischen Genauigkeitsüberprüfung der Ergebnisse einer objektorientierten Analyse. Konfusions-Matrizen haben sich bei der Beurteilung der Klassifikationsergebnisse objektorientierter Verfahren als unzureichend erwiesen. Lediglich durch Expertenkonsens kann die Formulierung geeigneter Prozeduren für die automatische Bestimmung eines Genauigkeitsmaßes für die Beurteilung objektorientiert durchgeführter Klassifikationen gelingen.

8.1. Anforderungen an ein Monitoringsystem

Für die Bayerische Staatsforstverwaltung sind Informationsmethoden, die über große Waldflächen differenzierte Daten liefern, von besonderer Bedeutung. Die als Polygone im Wald-GIS abgelegten Bestandesgrenzen wurden bislang bei der Forstinventur meist durch visuelle Interpretation von Orthophotos unter Annahme der Homogenität der Bestände ausgeschieden. Sowohl Abgrenzung als auch Interpretation sind subjektiv, nicht wiederholbar und abhängig vom Kenntnisstand und der Erfahrung des Bearbeiters.

Digitale Datensätze können automatisch ausgewertet werden, wodurch die Ergebnisse wiederholbar und der Entscheidungsweg nachvollziehbar wird. Mit der eCognition-Methode können Inhomogenitäten innerhalb bestehender Bestandesgrenzen erkannt und in die Datenbank überführt werden. Gegenüber den bisherigen Satellitenfernerkundungssystemen, die nur sehr bedingt die Nutzerwünsche erfüllen konnten, weist die neue Generation der Fernerkundungssysteme eine verbesserte technische Qualität auf. Um bestmögliche Ergebnisse zu erzielen gilt es die, für den jeweiligen Maßstabs- und Anwendungsbereiche die passende, Auswertestrategie anzuwenden. Für Modellierungen oder Inventurzwecke auf regionaler Ebene etwa (Modelle zum Klimawandel, Stofftransport, Erosion, Statistiken über Landnutzung / Landoberflächentypen, etc.) ist in der Regel die Auswahl von Klassen ausreichend und zielführend. Das Ergebnis einer derartigen Auswertung ist eine thematische Karte, in der die unterschiedlichen Klassen mit Mustern oder Farben dargestellt sind sowie eine Tabelle, die angibt wieviel Pixel welcher Klasse angehören.

Der objektorientierte Ansatz ist vor allem dort von Vorteil, wo Flächenobjekte bewirtschaftet und verwaltet werden. Dieses gilt u.a. für Wälder (Forstverwaltung), Flüsse und Seen (Wasserwirtschaft), Landwirtschaft, Böden (Geologisches Landesamt), Biotope (Landesamt für Umweltschutz), etc.. Im Normalfall wird für jedes, einer Verwaltung unterstellte Objekt, auch eine Datei angelegt, in der alle fachspezifisch relevanten Daten abgelegt sind.

Werden diese Daten in ein objektorientiert arbeitendes GIS, etwa ArcView oder Arc Info ab 8.0, integriert, so können sie durch anklicken eines Objektes sehr einfach selektiert und eingesehen werden. Sucht man Informationen zu einem bestimmten Objekt, ist es meist ausreichend die Identifikations Nummer (ID) oder aber die Lage des Objektes zu kennen. Sucht man Flächen mit bestimmten Eigenschaften, wird man durch eine, den .sql Regeln relationaler Datenbanken entsprechend formulierte, Datenbankabfrage Erfolg haben.

Bis heute nicht zufriedenstellend gelöst ist die Frage nach der **Aktualisierung** vorhandener Datenbestände. Einerseits verlangt die dynamische Entwicklung der beobachteten Änderungen einen Aktualisierungszyklus in wesentlich kürzeren Zeitabständen, andererseits zwingt die angespannte Haushaltslage der öffentlichen Hand zu Sparmaßnahmen. Die Zusatzkosten, die durch die Umstrukturierung der Systeme von analoger zu digitaler Datenhaltung entstehen, verstärken den Kostendruck und machen es erforderlich, über neue Methoden der Aktualisierung nachzudenken. ***Dieses schließt ausdrücklich mit ein, daß auch über die methodenbedingt erfaßbaren Parameter, bzw. über Alternativen dazu diskutiert werden muß !***

Beispielsweise muß dabei berücksichtigt werden, daß die Fernerkundung prinzipiell nicht in der Lage ist Parameter wie etwa Verjüngung unter Schirm zu erfassen. Dieses betrifft das Luftbild- ebenso wie Satellitenbildanalysen. Für die Holzvorratsschätzung etwa ist denkbar und sollte von der Forstpraxis überprüft werden, ob der fernerkundlich ableitbare Parameter Kronendurchmesser in bestimmten Fälle in Verbindung mit den ja bekannten Standort- und Bestandesdaten des Forst-GIS nicht ein zufriedenstellender Ersatz für den Brusthöhendurchmesser sein könnte.

Das im Rahmen dieser Studie entworfene Inventur- und Monitoringsystem hat das Potential, zur Aktualisierung solcher Datenbanken zumindest beizutragen. Das Ergebnis einer objektorientierten Bildanalyse ist eine Datenbank, die Informationen zu jedem einzelnen Objekt, das während des, u.U. iterativen, mehrstufigen Segmentations und

Klassifikationsprozesses entsteht, enthält. Objekte, deren statistische Kennmerkmale sich über den Beobachtungszeitraum verändert haben, können über die Abfrage dieser Datenbank sehr schnell identifiziert und mehr noch, diese Veränderungen können für jedes Objekt auch quantifiziert werden.

Entwickelt man etwa das Konzept der Beobachtung von Veränderungen innerhalb einer Klasse weiter (s. Kap. 7.2), dann liegt es nahe, Szenarien über die zu erwartenden Entwicklungen einzelner Objekte z. B. von Waldbeständen oder Bestandesteilen zu entwerfen. Für Schutzwälder bieten die Wachstums- und Zerfallsstadien natürlicher Wälder oder Erfahrungen mit der Auflösung von Altersklassenwälder Anhaltspunkte für die Formulierung der Szenarien. Unter Verwendung neuester Bilddaten kann die aktuelle Situation verglichen werden mit dem Erwartungszustand der jeweiligen Modellvorhersage für das spezielle Objekt. Unterschiede zwischen dem Analyse Ergebnisses des neuen Datensatzes und dem Szenario lösen in diesem Konzept ein Warnsignal aus, das auf die Möglichkeit einer negativen Entwicklung aufmerksam macht.

Ein Bildanalyzesystem wie eCognition bietet darüber hinaus den Vorteil, Grenzen (administrative und thematische) früherer Untersuchungen berücksichtigen und einbeziehen zu können. Dies ist besonderes für die Forst- aber auch für andere Verwaltungen, wo kleinräumige, homogene Gebiete von anderen abgegrenzt werden müssen, von Bedeutung. Beispiele sind Waldbestände, Biotopflächen, Lawenstriche, Erosionsbereiche etc.

8.2. Die Kosten

Neben allen fachlich/technischen Rahmenbedingungen muß bei der Einführung eines auf Fernerkundungsdaten gegründeten Inventur- und Monitoring Systems auch die Kostenfrage berücksichtigt werden. Diese ist eng verknüpft mit der geometrischen Auflösung der Bilddaten.

Im Forstbereich ist der Flächenbezug Voraussetzung für jedes Inventur- und Monitoringverfahren. Für flächenbezogene Untersuchungen ist der Erfassungsmaßstab von entscheidender Bedeutung, da hiervon Detailtreue und Genauigkeit der Flächeninformation abhängen. Der Erfassungsmaßstab von der Bodenauflösung des jeweiligen Sensors abhängig.

Untersuchungen auf lokaler Ebene, wie sie für die Forstpraxis aber auch für kommunale Verwaltungen von Interesse sind, erfordern einen Maßstabsbereich von 1 : 10 000 und größer. Dieser Bereich wird erstmals mit „höchstauflösenden“ Datensätzen der jüngsten, der Ikonos-Sensorgeneration erreichbar, die Auflösungen im 1 m Bereich bieten. Wie in der vorliegende Studie dargelegt, sind solche Datensätze mit dem eCognition Ansatz heute auch automatisch auswertbar. Allerdings sind solche höchstauflösende Datensätze der Ikonos Generation (1-5 m) zum jetzigen Zeitpunkt noch zu teuer in der Primärdatenbeschaffung (ab 43 US\$ pro km²) als auch in der Datenauswertung um als Standardprodukt für Monitoringaufgaben herangezogen zu werden. Darüber hinaus ist bei 11 km breiten Streifen (lediglich schrägblickende Aufnahmen) nicht damit zu rechnen, daß Datenmaterial vergleichbarer Qualität und bei vergleichbarem phänologischem Stadium für den gesamten Bayerischen Alpenraum zu erhalten ist.

Andererseits scheint das fachlich auch nicht zwingend notwendig. Prozesse, die potentiell zu einer Gefährdung der Stabilität alpiner Ökosysteme führen, haben immer einen begrenzten lokalen Bezug. Dieses kann zwar an unterschiedlichen Stellen gleichzeitig sein, detektierbares Merkmal ist aber in jedem Fall eine Änderung entweder der spektralen Charakteristik oder der

Größe und Form der Objekte. Dieser lokale Situation muß Ausmaße haben, die erstens eine tatsächliche Gefährdung darstellen und zweitens mit operationellen hochauflösenden Satellitendaten (6-30m Bereich) erfaßbar sind. Diese Vorbedingung wurde im ALPMON (2000) Vorhaben auf eine Flächengröße von etwa 10 * 30 m eingegrenzt, womit die Planungsvorgaben der Bayrischen Staatsforstverwaltung mit 30 – 50 m für die Wald funktionsplanung und mit 20 – 30 m für die Forsteinrichtungsplanung eingehalten werden können.

8.3. Das Monitoringkonzept

Unter Berücksichtigung dieser Rahmenbedingungen gründet sich das vorgeschlagene Monitoring System auf Daten der hochauflösenden Sensoren der neuen Generation mit kombinierter höher auflösendem panchromatischem Band und multispektraler Abdeckung im Sichtbaren, Nahen und Mittleren Infrarot. Unabdingbare erscheint die Forderung einer multi-saisonalen (2 bis 3 Aufnahmen pro Jahr) Abdeckung. Das panchromatische Band soll in diesem Konzept zur Begrenzung von Gefährdungsbereichen, die MS Bänder zu Aussagen über die Qualität der festgestellten Veränderungen genutzt werden. Zwingend erforderlich wird die radiometrische Kalibrierung der Aufnahmen angesehen. Diese soll anhand parametrischer Modelle zur kombinierten Korrektur von atmosphärischen und topographischen Einflüssen erfolgen, wie sie etwa das Softwarepaket ATCOR3 (Richter, 1998) anbietet. Als Ergebnis der Kalibrierung werden Datensätze verfügbar sein, die die Rückstrahlung in physikalischen Einheiten ($W/m^2/sr$ oder Reflexionsfaktor) wiedergeben. Diese können wiederum zur Aktualisierung der Vegetationsmodelle genutzt werden oder aber auch als ‚input‘-Parameter für regionale oder globale Stoff- und Strahlungsfluß Modelle (Soil, Vegetation, Atmosphere Transport model, SVAT). Die Berechnungen der Vegetationsmodelle geben einen „a priori“ Erwartungszustand vor, der mit den Auswertungsergebnissen der nächstfolgenden Datensätze verglichen werden kann.

Mit einem solchen Konzept kann eine Begehung bzw. die Beschaffung sehr hoch auflösender Daten (zum Beispiel des Ikonos Sensors mit 1m pan und 4 m ms) auf die Bereiche reduziert werden, für die :

- die Analyse der hochauflösenden Datensätze signifikante Veränderungen aufzeigt, die durch Zusatzinformation, wie etwa der Anlage einer Skipiste, durch Straßenbau, oder ähnlich, *nicht* erklärbar sind.
- Eine Überprüfung von amtlicher Seite durchgeführt wird, etwa bei Forsteinrichtungsmaßnahmen oder bei einer Aktualisierung der Topographischen Karte, etc.

8.4. Abschließende Bemerkungen

Trotz des nicht vorhersehbaren und wissenschaftlich höchst bedauerlichen Ausbleibens von MOMS-2P Datensätzen sowie der damit verbundene Erwartungen wie hohe Wiederholungsraten, Aufnahme zu verschiedenen Tageszeiten, mit unterschiedlichen Modi (Bandkombinationen), Erstellung eines hochgenauen Geländemodells, etc., konnten die Projektziele erreicht werden. Dieses ist vor allem auf den neuen, innovativen Ansatz der Bildanalyse software eCognition zurückzuführen. So kann gesagt werden, daß die Methodik

für eine *Basisinventur* anhand digitaler Fernerkundungsdaten unterschiedlichster Auflösung und unter Einbindung vorhandener Datenbestände mit eCognition verfügbar ist und die bisher bestehenden methodischen Einschränkungen jedenfalls prinzipiell beseitigt sind.

Die wichtigste Aussage des Pilotprojektes ist die, daß eine Alternative zur traditionellen, visuellen Luftbildinterpretation vorgeschlagen werden kann. Die als Polygone im Wald-GIS auf Basis visuelle Interpretation von Orthophotos digitalisierten Bestandesgrenzen können künftig automatisch erstellt werden, wodurch die Ergebnisse wiederholbar sind und der Entscheidungsweg nachvollziehbar wird. Falls notwendig, können existierende GIS-Polygongrenzen berücksichtigt werden, um die Analysen auf die Bereiche innerhalb der Polygone zu beschränken. Dadurch können Inhomogenitäten innerhalb bestehender Bestandesgrenzen erkannt und in die Datenbank überführt werden. Die Möglichkeit, Statistiken räumlicher Objekte auszuwerten, erlaubt eine wesentlich flexiblere und weitreichendere Analyse der Bildinhalte, als das mit der bisher üblichen Klassenzuweisung für jedes Pixel möglich war.

Im Hinblick auf ein operationell einsetzbares Monitoringsystem für die Praxis der Bayerischen Staatsforstverwaltung müssen allerdings entscheidende Komponenten weiter ausgebaut werden. Zum jetzigen Zeitpunkt hat die „technische“ Seite, die Fernerkundung, vor allem aber auch die Bildanalyse einen Schritt voraus getan. Die Bereinigung und Aktualisierung des GIS Datenpools sowie die Optimierung der Modelle müssen folgen, wenn das Gesamtziel eines automatisierten Monitoringsystems für den alpinen Bereich realisiert werden soll. Während die Bereitstellung von GIS-Basisdaten als hoheitliche Aufgabe den Behörden vorbehalten bleiben sollte, liegen vor allem im Bereich der Modell- und Szenarioentwicklung sowie der Verknüpfung von GIS-Daten mit fernerkundlich abgeleiteten Informationen reizvolle Aufgaben für weiterführende wissenschaftliche Untersuchungen.

Literaturverzeichnis

- ALPMON, 2000, Inventory of alpine relevant parameters for an alpine monitoring system using remote sensing data, final report; sponsored by EC, DG XII, CEO, Contract ENV4-CT96-0359, 06.97-01.00
- Alps, 2000, Inventur und Beobachtung der Schutzwälder in alpinen Regionen- Nutzungsmöglichkeiten (Urspr.MOMS-2P) hochauflösender Satellitendaten in der Bayer. Staatsforstverwaltung. Forschungsbericht der Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft FKZ:50EE9610. (unveröffentl.)
- Albertz, J., Dech, S.(Hrsg), 1999, Vorträge, 18. Wissenschaft. Techn. Jahrestagung der DGPF, 15. DFD-Nutzerseminar des DLR. TU Berlin.
- Allen, S.W.1986, Living english structure, Longman, London.
- Ammer, U., Detsch, R.,1996, Leitbild für die Vorrangfunktion Erholung im Alpenraum aus deutscher Sicht. Forstw. Cbl., 115, 213-222
- Ammer,U. Pröbstl, U.,1991, Freizeit und Natur. Probleme und Lösungsmöglichkeiten einer ökologisch verträglichen Freizeitnutzung. Pareys Studentexte 72, Hamburg.
- Aronoff, S. 1993, Geographic information systems: A management perspective, WDL publications, Ottawa.
- Asrar, G. 1989, Theory and applications of optical remote sensing, Wiley series in R.S., Wiley, New York.
- Atkinson, P.M, Webster, R., Curran, P. 1994, Cokriging with airborne MSS imagery. R. S. of the environment. 50:335-345
- Atkinson,P.M.,Nicholas, J.T.ed. 1999, Advances in remote sensing and GIS analysis, Wiley and Sons, Chichester.
- Aufmann, R.N. Barker, V.C., Nation, R.D., 1991, Precalculus, Palomar college Boston.
- Bätzing, W. Der Lawinenwinter 1999 in den Alpen. Ursachen und Konsequenzen eines Jahrhundertereignisses. In: Kommune – Forum für Politik - Ökonomie - Kultur (Frankfurt) Jg. 17, 1999, Nr. 4, S. 26-29.
- Bätzing, W, 2000, Die Alpen als Vorreiter und Prüfstein einer nachhaltigen Regionalentwicklung im Zeitalter der Globalisierung. In: Jahrbuch des Vereins zum Schutz der Bergwelt e.V. München 2000, S. 199 - 205

- Baatz, M., Lessing, R., Rott, T., Schäpe, A., 1999, Objectorientierte, fraktal-hierarchische Auswertung von Fernerkundungsdaten. Rundgespräche der Komm. für Ökologie, Bd.17, Fernerkundung und Ökosystem-Analyse, S 27-35.
- Baatz, M., Schäpe, A. 2000. Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In Strobl, J., Blaschke, Th. & Greisebner, G. (Hrsg). Angewante Geographische Informationsverarbeitung XII, Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000. Wichmann Verlag, Heidelberg.
- Baltsavias, E. 1999, Integration of image analysis and GIS. Int. Arch. Of R.S.. Vol XXXII, Part 7-4-3 W6
- Barret, E.C., Curtis, L.F., 1992, Introduction to environmental remote sensing, Chapman & Hall, London.
- Bähr, H. P., Vögtle, T. (Hrsg), 1991. Digitale Bildverarbeitung Anwendung in Photogrammetrie Kartographie und Fernerkundung. Wichmann, Heidelberg.
- Bauer, A. 2000, Möglichkeiten zur Extensivierung der Forsteinrichtung im Hochgebirge durch Einsatz moderner Techniken der Luftbilddauswertung. Dissertation, TUM.
- Beranek, J., 1995, Luftbilderfassung der Sturmschäden von 1990 im Forstamt München-Perlacher Forst. Diplomarbeit am Lehrstuhl für Waldbau und Forsteinrichtung der Universität München.
- Bill, R., 1996, Grundlage der Geo-Informationssystemen. Band 2 Analyse, Anwendungen und neue Entwicklungen. Wichmann, Heidelberg
- Blaschke, R. 2000, Anforderungen der Bay. Staatsforstverwaltung. Teilbereich Nutzeranforderungen im Projektbericht: Inventur und Beobachtung der Schutzwälder in alpinen Regionen- Nutzungsmöglichkeiten hochauflösender Satellitendaten in der Bayer. Staatsforstverwaltung. Forschungsbericht der Landesanstalt für Wald und Forstwirtschaft FKZ:50EE9610. (unveröfftl.)
- Boer, de H., 1972, Schriftelijk rapporteren, Aula pocket 54.
- Buiten, H.J., Clevers, J.G.P.W., 1990, Remote sensing, theorie en toepassingen van landobservaties, Pudoc, Wageningen.
- Buck, A. de Kok, R., Schneider, Th., Ammer, U. 1999, Improvement of a forest GIS by integration of remote sensing data for the observation and inventory of "protective forests" in the Bavarian Alps. In: Procc. UIFRO Conference on RS and Forest Monitoring, June 1-3, Rogow, Poland.

- Buck, A. de Kok, R., Schneider, Th., Ammer, U. 1999, Intergration von Fernerkundung und GIS zur Beobachtung und Inventur von Schutzwäldern in den Bayerischen Alpen. In Strobl, J., Blaschke, Th. (Hrsg). *Angewante Geographische Informationsverarbeitung XII, Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 1999*. Wichmann Verlag , Heidelberg.
- Burrough,P.A. 1986. *Principles of geographical information systems for land resources assessment. Monographs on soil and resources survey no 12*. Oxford science publications.
- Byeungwoo.J.,Landgrebe, D.A. 1999, Decision fusion approach for multitemporal classification. *IEEE trans. On Geoscience and RS. Vol 37, no 3, May. 1999*.
- Carl, S., 1996. *Klassifikation landwirtschaftlicher Kulturen aus ERS-1 SAR Satellitendaten mit Hilfe neuronaler Netze*. Dissertation, Technical University Munich, Germany.
- Casanova, J.L.(Ed.), 1999, *Remote Sensing in the 21th Century. Economic and environmental applications. Proc. 19th EARSEL Symp. Valladolid*.
- Cheng,T., Molenaar,M. 1999. Objects with fuzzy spatial extent *Phot.Eng. &RS. Vol 65, No 7, July 1999 pp.797-801*
- Cross, A. M., Mason, D.C., 1988. Segmentation of remote-sensed images by split-and-merge process. *Int. J. Remote Sensing, 9(8):1329-1345*.
- Colby, J.D., 1991, Topographic normalization in rugged terrain, *Photogr. Engeneering and R.S., Vol 57, No 5 may 1991, pp 531-537*
- Cortijo, F.J., Perez de la Blanca, N. 1998, Improving classical contextual classifications. *Int. J. of R.S., 1998, Vol 19, mo 8, 1591-1613*.
- Coulson, R. N., Lovelady, C.,N.,Flamm, R.,O.,Spradling, S.L.,Saunders,M.C., 1990, *Intelligent geographic information systems for natural resource management*. See: Turner, Gardner editors.
- Demant, C., Streicher-Abel, B., Waszkewitz,P.,1998, *Industrielle Bildverarbeitung, Wie optische Qualitätskontrolle wirklich funktioniert*. Springer, Berlin.
- Ewald, J. ,1997, *Die Standortbindung der Waldgesellschaften der oberbayerischen Alpen-Ermittlung des Beitrages der Vegetationskunde zur Standortkartierung im Hochgebirge. Abschlußbericht zum Projekt B55 der LWF, LMU-Geobotanik, Freising*
- Fehlert,G.,P.,1984,*Kalibrierung von MSS-Satellitenbilddaten zur Auswertung zeitlicher Reflexions-änderungen an Fichtenbeständen. Forschungsbericht der DFVLR., DFVLR-FB 84-44.Oberpfaffenhofen*.

- Flack, J., 1995. Interpretation of remotely sensed data using guided techniques, Ph.D. Thesis, School of Computer Science, Curtin University of Technology, Western Australia.
- Fritz, R., Frech, I., Koch, B., Ueffing, C., 1999, Sensor fused images for visual interpretation of forest stand borders. *Int. Arch. Of R.S.* Vol XXXII, Part 7-4-3 W6
- Goodchild M.F. Egenhofer. M.J. Kemp, K.K., Mark, D.M., Sheppard, E. 1999. Introduction to the varenious project. *Int. J.of R.S.* Vo 13 No 8 pp 731-745 Taylor and Francis Ltd.
- Gorte, B., 1996. Multi-spectral quadtree based image segmentation. *Int'l Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 31, Part B3, pp. 251-256.
- Gorte, B. (A 1998). Segmentation pyramid classification in: *Int. Arch. Of Phot. And Rem.Sens.* Vol 32, Part B3/1, pp 225-232
- Gorte, B (B. 1998). Probabilistic segmentation of remotely sensed images. ITC, publication 63, PhD Thesis, ITC, Enschede.
- Große, S. 1999. Knowledge based interpretation of multisensor and multitemporal remote sensing images. *Int. Arch. Of R.S.* Vol XXXII, Part 7-4-3 W6
- Haberäcker, P. 1995 *Praxis der digitale Bildverarbeitung und Mustererkennung*, Hanser Verlag, München
- Haralick, R. M., Shanmugan, K., and Dinstein, I., 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC- 3(6):610-621.
- Harville, M., Rahimi, A., Darrell T., Gordon, G., Woodfill, J. 1999 3-D Pose Tracking with Linear Depth and Brightness Constraints. *Proceedings of the International Conference on Computer Vistion*, IEEE CS Press, Corfu, Greece, 1999.
- Hildebrandt, G. 1996. *Fernerkundung und Luftbildmessung für Forstwirtschaft, Vegetationskartierung und Landschaftsökologie*. Wichmann Verlag, Heidelberg, 676 S.
- Hill, J., Diemer, C., Stöver, O, Udelhoven, T. 1999 A local correlation approach for the fusion of remote sensing data with different spatial resolutions. *Int. Arch. Of R.S.* Vol XXXII, Part 7-4-3 W6
- Hinton, J.C. 1999 Image classification and analysis using integrated GIS, in: *Advances in remote sensing and GIS analysis* Atkinson, P.M., Nicholas, J.T. ed. 1999, Wiley and Sons, Chichester.
- Hoekman, D.H., 1990, *Radarsignatuur en Bosvegetatie*, see Buiten & Clevers Hrsg, 1990

- Huss, J., 1984, Luftbildmessung und Fernerkundung in der Forstwirtschaft, Wichmann, Karlsruhe.
- Itten, K.I., Meyer, P., Kellenberger, T., Leu, R., Sandmeier, St., Bitter, P., Seidel, K., 1992, Corrections of the impact of topography and atmosphere on Landsat-TM forest mapping of alpine regions, RS series, Vol 18, Univ. O. Zurich.
- Itten, K.I., Meyer, P., 1993, Geometric and radiometric corrections of TM data of mountainous forested areas. IEEE Trans. On Geosc. and R.S. Vol 31, No 4 July 1993.
- Janssen, L.L.F, 1994, Methodology for updating terrain object data from remote sensing data. The application of Landsat TM data with respect to agricultural fields. PhD thesis DLO Staring centre Wageningen.
- Journel. A.G. 1996, Modelling uncertainty and spatial dependence: Stochastic imaging. Int. J. Geograph. Inf. Systems. 1996, Vol 10, no 5.
- Kahabka H., Koch B. (1999): Satellite based Environmental Monitoring of European Forests (SEMEFOR). Preliminary Results from the Black Forest testsite. In: International Union of Forestry Research Organizations (IUFRO). Proceedings of Conference on REMOTE SENSING AND FOREST MONITORING, Warsaw Agricultural University, Faculty of Forestry, June 1-3, 1999, Rogow, Poland
- Kenneweg, H., Förster, B., Runkel, M., 1991. Diagnose und Erfassung von Waldschäden auf der Basis von Spektralsignaturen. BMFT, Techn. Univ. Berlin.
- Kettig, R.L., Landgrebe, D.A., 1976. Classification of Multispectral Image Data by Extraction and Classification of Homogeneous Objects. IEEE Trans. On Geoscience electronics. Vol. GE-14, No 1, pp 19-26. Jan. 1976. Transactions on Geoscience Electronics, Vol. GE-14, No. 1, pp. 19-26.
- Kenneweg, H. Förster, B. Runkel, M. 1991. Diagnose und Erfassung von Waldschäden auf Basis von Spektralsignaturen. Abschlußbericht (Teil B6) im Rahmen des vom BMFT geförderten Verbundprojektes: "Untersuchung und Kartierung von Waldschäden mit Methoden der Fernerkundung", TU Berlin.
- , Koch B Ammer, U., Krause-Rabe S., Schneider Th., Wittmeier H. (1988): Investigations on the reflection of conifers with water stress and different degrees of defoliation with regard to external parameters such as sun inclination and background. In: Proceedings of the 8th EARSEL Symposium, Capri, Italy, May 1988

- Koch B., Schneider Th., Wittmeier H. (1989): Untersuchungen an kronengeschädigten Kiefern in Nordostbayern. Teil III: Qualifizierung der Schäden anhand spektraler Rückstrahlungsmessungen. In: Forstarchiv, 1989, Heft 2 und 3, S. 13 - 16.
- Koch B., Schneider Th., Ammer, U. (1993): Expected Radiometric and Spectral Significance of MOMS-02 Data for Vegetation Mapping; Calculations Based on System Parameters Applied on Spectral Field Measurements. In: Remote Sensing of Environment 1993, Vol.46, pp.73-88.
- Koch B. (1994): MOMS-02 a High-Resolution Satellite System with Stereo Capability. In: GIS and Remote Sensing. FIJI User Group, Number 9, Dez. 1994
- Koch, B.Fritz,R. 1998, Satelliten-Fernerkundung im Rahmen forstlicher Kartographie. In AFZ/der Wald, Heft 4, S 164-166.
- de Kok R., Schneider, T. Ammer, U. 1998. Das Problem der Schatthänge im Luftbild- können digitale CCD Scanner die Informationslücke schließen ?, AFZ/der Wald, 24, 1454-1457.
- de Kok R.,Schneider,T.,Ammer,U.1999. Object based classification and applications in the alpine forest environment. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 32, Part 7-4-3 W6, Valladolid, Spain, 3-4 June, 1999
- de Kok R., Buck, A. Schneider, T., Ammer, U. Baatz, M., 2000, Data fusion with Landsat 7 imagery In Strobl, J., Blaschke, Th. & Greisebner, G. (Hrsg). Angewante Geographische Informationsverarbeitung XII, Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000. Wichmann Verlag , Heidelberg.
- Küchler,A.W., Zonnenveld,I.S. 1988,Vegetation mapping. Handbook of vegetation science 10.Kluwer, Dordrecht.
- Lamers, H.,A.,J.,M,1983, Hoe schrijf ik een wetenschappelijk tekst,CoutinhoMuidenberg.
- Landauer,G (Herausgeber).1989, Untersuchung und Kartierung von Waldschäden mit Methoden der Fernerkundung, DLR-Abschlußdokumentation, Teil A.
- Landgrebe,D., 1997, The evolution of Landsat data analysis. Phot. Eng. And RS vol 63, No 7 July 1997
- Landgrebe, D., 1999. Some fundamentals and methods for hyperspectral image data analysis. SPIE International Symposium on Biomedical Optics (Photonics West), San Jose, California, January 23-29. In Proc. of SPIE, Vol. 3603.

- Leeuwen, van H. 1996, Methodology for combining optical and microwave remote sensing in agricultural crop monitoring, PhD thesis, LUW, Wageningen.
- Leser, H., 1997, Landschaftsökologie, Ulmer, Uni-Taschenbücher 521, Stuttgart.
- Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., 1994, Remote sensing and image interpretation, Wiley & Sons, New York.
- Loetsch, F. Haller, u.K.E. 1973, Forest inventory. Vol. 1 BLV, München
- Lothar, G. (1996): Kartographische Aspekte bei der Präsentation von GIS-Daten am Beispiel von Forstkarten. Unterlagen zum Fortbildungsseminar Geoinformationssysteme, TUM, vom 25. – 28. März 1996, 19 S.
- Mayer, H., Ott, E., 1991, Gebirgswaldbau Schutzwaldpflege, Eine waldbauliche Beitrag zur Landschaftsökologie und zum Umweltschutz, Gustaf Fischer Verlag, Stuttgart.
- Mayer, H., 1992, Waldbau auf soziologische-ökologischer Grundlage, Gustaf Fischer Verlag, Stuttgart.
- McCormick, N., 1997, Preprocessing and spatial analysis of satellite imagery using the SILVICS software, JRC, Ispra.
- Meer, van der F., 1995, Imaging spectrometry and the Ronda peridotites, Proefschrift Wageningen, LUW.
- Melgani, F. Bakir, A.R. Al Hashemy, Saleem M.R.taha. 2000, An explicit fuzzy supervised classification method for multispectral remote sensing images. IEEE trans. On Geoscience and RS. Vol 38, no 1, Jan. 2000.
- Meyer, P., Itten, K.I., Kellenberger T., Sandmeier S., Sandmeier, R., 1993, Radiometric corections of topographical induced effects on Landsat TM data in an alpine environment., ISPRS J. of Photogr. and R.S. Vol 48, Nr. 4
- Molenaar, M., 1990, Digitale beeldinterpretatie, see Buiten en Clevers red.
- Musick, H.B., Grover, H.D., 1990. Image textural measures as indices of landscape pattern. In: Turner, M.G. and R.H. Gardner (Eds.), Quantitative methods in landscape ecology, Springer Verlag, New York, pp. 77-103.
- Ozenda, P., 1988, Die Vegetation der Alpen in europäischen Gebirgsraum, Gustaf Fischer, Stuttgart.
- Person, R., Rose, K. 1995, Using Word for Windows 95, Que, Indianapolis.

- Pohl, C. 1999. Tools and methods for fusion of images of different spectral resolution. *Int. Arch. Of R.S.* Vol XXXII, Part 7-4-3 W6
- Richards, J.A., 1992. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer Verlag, Berlin.
- Richter, R. 1997, Correction of atmospheric and topographic effects for high spatial resolution satellite imagery. *Int. J. Remote Sensing*. Vol 18, No. 5 Pag.1099-1111
- Richter, R. 1998, Correction of satellite imagery over mountainous terrain, *Applied Optics*, Vol 37, No. 18/ 20 June
- Rodriguez-YI, J.L. Shimabukuro, Y.E. Rudorff, B.F.T, 2000. *Int. J. R.S.* Vol 21 no 1, pp 167-172. Taylor and Francis Ltd.
- Rumbaugh, J. Blaha, M., Premerlani, W., Eddy, F., Lorenzen, W., 1991, Object-oriented modeling and design, *Gen Elect. R&D Centre Schenectady, New York*. Prentice-Hall Int. Inc.
- Russ, J. C., 1992. *The image processing handbook*. CRC Press Inc., Boca Raton, Florida.
- Sabins, F.F., 1978, *Remote sensing principles and interpretation*, Freeman and Co. San Francisco.
- Scherrer, H.U., Schmidtke, H., Oester, B., 1994, Folgeaufnahmen, Erfassen von Veränderungen des Waldzustandes mit Luftbildern, *Berichte der eidgenössischen Forschungsanstalt für Wald, Schnee und Landschaft*. 338-1994
- Schlüter, M., 1999, Geometrische Auswertung von DPA-Dreizeilen-kameradaten, *DGPF Tagungsband 1999*.
- Schott, J.R., 1997, *Remote sensing, The image chain approach* Oxford university press, Oxford.
- Schneider, Th., Ammer, U., 1998: Concept and first results of a remote sensing based monitoring system for the Bavarian Alps; *Procc. Int. Workshop „Research and Monitoring as Key Elements for Sustainable Development in the Limestone Alps“*, Bled, Slovenien, 11-13.10.98, Austrian Network for Environmental Research, Editor H. Mayer, S. Wiener, ISBN 3-00-004079-X
- Schneider, T., de Kok, R., Buck, A., Manakos, I., 2000, Objektorientierte Bildanalyse-Paradigmawechsel in der thematische Auswertung von Edbeobachtungsdaten, *Landnutzungsplanung und Naturschutz, Lehrstuhl für Landnutzungsplanung und Naturschutz (Hrsg), Aktuelle Forschungsberichte, Festschrift zur Emeritierung von Prof. Dr. U. Ammer*. Freising.
- Schneider W. & Steinwender J.. 1999. Landcover mapping by interrelated segmentation and classification of satellite images. *Int. Arch. Of R.S.* Vol XXXII, Part 7-4-3 W6

- Schowengerdt, R., 1997. Remote sensing models and methods for image processing. Academic Press, San Diego.
- Sester, M., 2000, Knowledge acquisition for automatic interpretation of spatial data. Int. J. Geographical information science, 2000, vol.14, no 1, 1-24
- Skidmore, A.K. 1989, Unsupervised training area selection in forest using nonparametric distance measure and spatial information. Int. J. of R.S., 1998, Vol 10, no 1.
- Skidmore A.K. Turner, B.J., Brinkhof, W. Knowles, E.: 1997. Performance of a neural network: Mapping forests using GIS and remotely sensed data. Photogr. Eng. & RS. Vol, 63 No 5 May 1997, pp 501-514.
- Smith, J.A., Tzeu Lie Lin, Ranson, K.J., 1980, The lambertian assumption of Landsat data, Photogr. Eng. and R.S, Vol 46, No 9, Sept. 1980, pp 1183-1189.
- Smith G.M, 2000, Webpage of: *Centre for Sensor Signal and Information Processing, The University of Queensland*. <http://www.cssip.elec.uq.edu.au/home.html>
- Smits, P.C., 1998, Model regularization in remote sensing image analysis, PhD thesis University of Genua.
- Smits, P.C., Dellepiane, S.G., Schowengerdt, R.A., 1999, Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping: a review and proposal for a cost-based approach. Int. J. of R.S., vol 20, no 8, 1461-1486
- Solaiman, B., Leland, E.P., Fawwaz, T.U., 1999. Multisensor data fusion using fuzzy concepts: application to land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites, . IEEE trans. On Geoscience and RS. Vol 37, no 3, May 1999.
- Soille, P. 1998, Morphologische Bildverarbeitung, Grundlagen, Methoden Anwendungen. Springer, Berlin
- Soren, R., Woodcock, C. 1996, Combining spectral and texture data in the segmentation of remotely sensed images. Photogr. Eng. & RS. Vol 62, No 2 Feb 1996 pp 181-194.
- Stark, J.L., Murtagh, F., Bijaoui, A. 1998, Image processing and data analysis, The multiscale approach, Cambridge university press, Cambridge.
- Steinnocher, K., 1997. Texturanalyse zur Detektion von Siedlungsgebieten in hochauflösenden panchromatischen Satellitenbilddaten. In: Dollinger, F. and J. Strobl (Eds.), Proc. of Angewandte Geographische Informationsverarbeitung IX, Salzburger Geographische Materialien, No. 26, pp.143-152. Published by the Institute for Geography, University of Salzburg.

- Steinnocher, K., 1999, Adaptive fusion of multisource raster data applying filter techniques
International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXII, Part 7.
- Stolz, R., 1998, Die Verwendung der Fuzzy Logic Theorie zur wissensbasierten Klassifikation
von Fernerkundungsdaten. Ein methodischen Ansatz zur Verbesserung von
Landnutzungsklassifikationen in mesoskaligen heterogenen Räumen, dargestellt am
Einzugsgebiet der Ammer. Münchener geographische Abhandlungen Reihe B, Band B
26. LMU München.
- Strobl/Blaschke (Hrsg), 1999, Angewante Geographische Informationsverarbeitung XI,
Beiträge zum AGIT symposium Salzburg 1999
- Teillet, P.M., Staenz, D.J. 1997, Effects of spectral, spatial and radiometric characteristics on
remote sensing vegetation indices of forested regions, Rem. Sen. Environm. 61:139-149
Elsevier Science.
- Turner, M., G., Gardner, R.H., ed., 1990, Quantitative methods in landscape ecology. Ecological
studies Volume 82, Springer-Verlag NY, Berlin
- Urbanski J.A. 1999, The use of fuzzy sets in the evaluation of the environment of coastal
waters. Int. J. of R.S. Vol 13 no 7 pp 723-730 Taylor and Francis.
- Varenkamp, C., Skidmore, A.K. Burrough, P. A.B. 1996, Using public domain geostatistical
and GIS software for spatial interpretation. Photogr. Eng. and R.S. Vol 62, No 7, July
1996, pp. 845-854.
- Voser, S.A., 1999, Konzeptdesign für die räumliche hybride Analyse DGPF Tagungsband
Albertz, J., Dech, S. ed. Photogrammetrie und Fernerkundung-globale und lokale
Perspektiven. Band 7, 18e Wiss.Tech.Jahrestagung der DGPF.
- Wald L., 1999, Definitions and terms of reference in data fusion. International Archives of
Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXII, Part 7, 651-654.
- Wald, L. 1999, Some terms of reference in data fusion. IEEE trans. On Geoscience and RS.
Vol 37, no 3, may 1999.
- Wijverkate, M.L., 1972, Verklarende Statistiek, Aula pockets, nr39
- Willhauck, G., 2000, Analyse der Veränderungen in der Wald-Weidevegetation im Zeitraum
1960 bis 1996 in Feuerland auf Basis von objektorientierter und pixelbasierter
Klassifizierung von Fernerkundungsdaten. Dipl. Arbeit TUM, Lehrstuhl für
Landnutzungsplanung und Naturschutz.

Woodcock, C.E. Collins, J.B., Gopal,S., Jakabhazy,V.D., Li Xiaowen, Macomber, S., Ryherd, S., Harward,V,J., Levitan, J. Yechen, Wu, Warbington, R., 1994, Mapping forest vegetation using Landsat TM imagery and canopy reflectance model. R.S. of the Environment, 50;240-254. Elsevier.

Woodcock, C.E. 2000, Fuzzy set theorie and thematic maps: accuracy assesment and area estimation. Int. J. Geographical information science, Vol 14, No.2, 153-172

Zihlavnik,S., Scheer, L. (Hrsg), 2000, Application of remote sensing in forestry, proceedings of the 3rd Int. Symp. Zvolen Sept. 12-14 ,2000

Edit Class Description

Name:

Display as:

Modifiers: Abstract Inactive

Both: Contained Inherited

- inherit with and (min)
 - Contained
 - and (min)
 - Mean firstmoment.bmp (generated)
 - Mean ndvi.bmp (generated)
 - Mean secondmoment.bmp (generated)
 - Mean spot1.bmp (generated)
 - Mean spot2.bmp (generated)
 - Mean spot3.bmp (generated)
 - Mean spot4.bmp (generated)
 - Mean Diff. to Scene ndvi.bmp (generated)
 - Mean Diff. to Scene ortho.bmp (generated)
 - Std.Dev. firstmoment.bmp (generated)
 - Std.Dev. spot1.bmp (generated)
 - Std.Dev. spot2.bmp (generated)
 - Std.Dev. spot3.bmp (generated)
 - Std.Dev. spot4.bmp (generated)
 - Inherited
 - and (min) (RS-Level_3 <abstract>)
 - Level

Sample:

Sample Editor


Standard Nearest Neighbor Membership Functions View

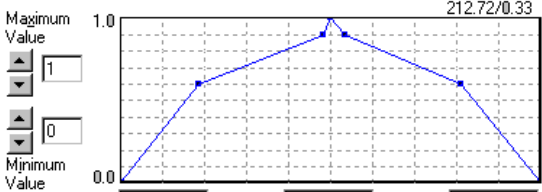
Coniferous-old Broadleaved-old Feature Selection

Feature	Mean	StdDev	Overlap
Mean firstmoment.bmp (NN)	[214.3 - 214.7]	0.10	0.32
Mean ndvi.bmp (NN)	[177.9 - 213.5]	11.01	0.12
Mean secondmoment.bmp (NN)	[200.5 - 204.8]	1.52	0.00
Mean spot1.bmp (NN)	[11.5 - 31.8]	6.22	0.20
Mean spot2.bmp (NN)	[9.8 - 30.3]	6.45	0.16
Mean spot3.bmp (NN)	[72.9 - 114.5]	12.16	0.01
Mean spot4.bmp (NN)	[36.8 - 87.7]	15.97	0.07
Std.Dev. firstmoment.bmp (S)	[1.8 - 4.1]	0.79	0.00
Std.Dev. ortho.bmp (S)	[10.9 - 28.7]	5.95	0.00
Std.Dev. spot1.bmp (S)	[0.6 - 3.7]	1.05	0.32
Std.Dev. spot2.bmp (S)	[0.6 - 3.8]	1.11	0.21
Std.Dev. spot3.bmp (S)	[5.0 - 15.1]	3.21	0.00
Std.Dev. spot4.bmp (S)	[2.5 - 10.3]	2.30	0.06
Mean Diff. to Scene ndvi.bmp (S)	[-9.1 - 27.1]	11.01	0.15
Mean Diff. to Scene ortho.bmp (S)	[-29.2 - -1.3]	9.64	0.00

Edit Membership Function


Class: Coniferous-old
Feature: Mean firstmoment.bmp

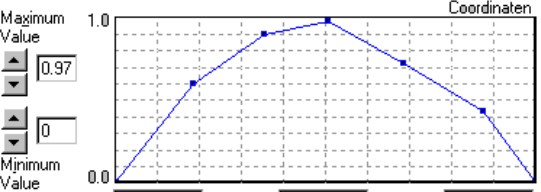
Initialize 

Membership Function 
Maximum Value: 1.0
Minimum Value: 0.0
Left Border: 212.602328
Center Point: 214.509803
Right Border: 216.417279
Entire Range of Values: [0.0...255.0]

Edit Membership Function


Class:
Feature: Mean ndvi.bmp

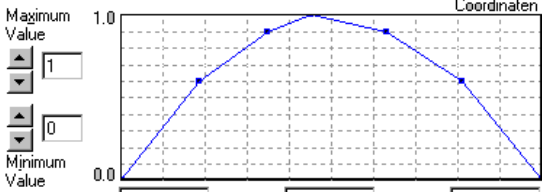
Initialize 

Membership Function 
Maximum Value: 0.97
Minimum Value: 0.0
Left Border: 165.650955
Center Point: 195.705882
Right Border: 225.760808
Entire Range of Values: [0.0...255.0]

Edit Membership Function


Class:
Feature: Mean secondmoment.bmp

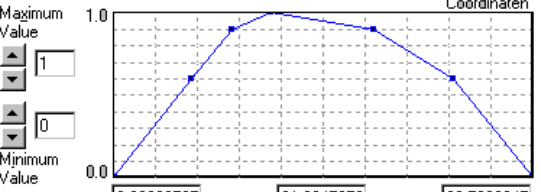
Initialize 

Membership Function 
Maximum Value: 1.0
Minimum Value: 0.0
Left Border: 197.602328
Center Point: 202.647058
Right Border: 207.691789
Entire Range of Values: [0.0...255.0]

Edit Membership Function


Class:
Feature: Mean spot1.bmp

Initialize 

Membership Function 
Maximum Value: 1.0
Minimum Value: 0.0
Left Border: 3.82938725
Center Point: 21.6647058
Right Border: 39.5000245
Entire Range of Values: [0.0...255.0]

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Mean spot2.bmp Edit

Initialize 

Membership Function x/y

Maximum Value: 1.0 6.18/0.04

Minimum Value: 0.0


Left Border: 2.08860294 Center Point: 20.0588235 Right Border: 38.0290441

Entire Range of Values: [0.0...255.0]

OK Cancel

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Mean spot3.bmp Edit

Initialize 

Membership Function x/y

Maximum Value: 1.0 Coordinaten

Minimum Value: 0.0


Left Border: 58.8399754 Center Point: 93.7137254 Right Border: 128.587475

Entire Range of Values: [0.0...255.0]

OK Cancel

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Mean spot4.bmp Edit

Initialize 

Membership Function x/y

Maximum Value: 1.0 Coordinaten

Minimum Value: 0.0


Left Border: 19.9105637 Center Point: 62.2196078 Right Border: 104.528651

Entire Range of Values: [0.0...255.0]

OK Cancel

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Std.Dev. firstmoment.bmp Edit

Initialize 

Membership Function x/y

Maximum Value: 1.0 Coordinaten

Minimum Value: 0.0

Left Border: 0.38430147 Center Point: 2.8 Right Border: 5.21569852

Entire Range of Values: [0.0...127.5]

OK Cancel

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Std.Dev. spot1.bmp Edit

Initialize

Membership Function
 Maximum Value: 1.0
 Minimum Value: 0.0

 Left Border Center Point Right Border
 Entire Range of Values: [0.0...127.5]
 OK Cancel

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Std.Dev. spot2.bmp Edit

Initialize

Membership Function
 Maximum Value: 1.0
 Minimum Value: 0.0

 Left Border Center Point Right Border
 Entire Range of Values: [0.0...127.5]
 OK Cancel

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Std.Dev. spot3.bmp Edit

Initialize

Membership Function
 Maximum Value: 1.0
 Minimum Value: 0.0

 Left Border Center Point Right Border
 Entire Range of Values: [0.0...127.5]
 OK Cancel

Edit Membership Function

Class:
 Feature: Std.Dev. spot4.bmp Edit

Initialize

Membership Function
 Maximum Value: 1.0
 Minimum Value: 0.0

 Left Border Center Point Right Border
 Entire Range of Values: [0.0...127.5]
 OK Cancel

Edit Membership Function

Class:

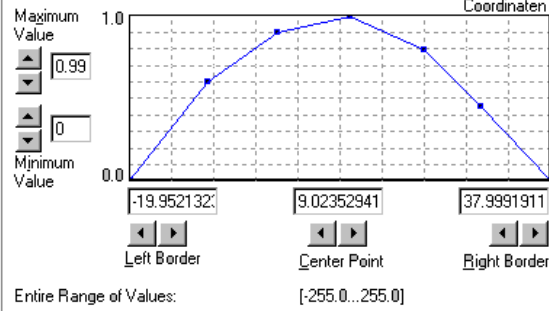
Feature: Mean Diff. to Scene indiv.bmp

Edit

Initialize



Membership Function



OK Cancel

Edit Membership Function

Class:

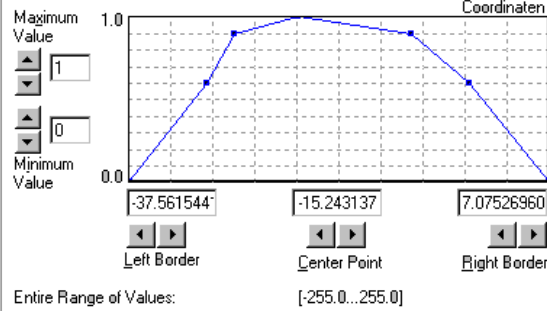
Feature: Mean Diff. to Scene ortho.bmp

Edit

Initialize



Membership Function



OK Cancel

Roeland de Kok

Persönliche Daten

- Familienstand: ledig
- Staatsangehörigkeit: niederländisch
- Geburtsdatum: 25 01 1967
- Geburtsort: Oosterbeek (Gmd Renkum)
-

Ausbildung

1979 - 1986. Besuch des Menso Alting College, Hoogeveen
VWO Niveau (vergleichbar mit Gymnasium Niveau).

1986-1988. Studium an der Agraruniversität Wageningen.
Lehrstuhl für Waldbau, "Propedeuse" Examen.

1989 Jan.-April.

Teilnahme am Erasmus Austauschprogramm im
"l'Institut Botanique a Montpellier". mit anschließender botanischer
Exkursion in Sumatra (Indonesien).
Betreuung Dr.F.Hallé, Prof.Dr.Ir.R.A.A.Oldeman.

1990. April-Aug.

Untersuchung von C-Band Radarbildern, niederländischer Pappelwälder
Departement für Fernerkundung, Wageningen. Betreuung; Ir.J.J van der Sanden,
Dr.Ir.D.Hoekman, Ir.H.Buiten

1990- 1991.

Nominiert von der NUFFIC (the Hague), als
Teilnehmer des kulturellen Austauschprogramms mit
eine indonesischem Stipendium, Student des Instituts
Pertanian Bogor. Durchführung einer Untersuchung mit SPOT Satellitenbildern
in Mangrovenwälder an der Mahakam (Kalimantan), im Institut Biotrop Bogor.
Betreuung, Dr.R.Upik (Biotrop), Ir. H. Bartelink (LUW)

1992 Juni- Okt.

Untersuchung des Tigerbusch, Ökologie der Spezies *Guiera senegalensis* in
Niger, am Institut ORSTOM. Niamey, Betreuung Dr. J. Seghieri, Dr. J.M.
d'Herbes, (ORSTOM), Dr.F.Bongers, (LUW), Dr. Ir. P.Schmidt (LUW).

1993. Nov.

Studienabschluß als Ingenieur für Waldbau (Dipl. Ing. Forst) an der
Agraruniversität Wageningen.

1994 Jan.-Juni.

Teilnahme an Sprachkursen in Spanisch

1994. Nov.
Teilnahme am Course RSE 5 (Remote Sensing module) am ITC
(Int. Institute for aerospace survey and earth sciences) Enschede (Betreuung
Ir.R.Soeters)

1995 Jan-Dec.
Teilnahme am Course Intergrated map and geoinformation production,
IGP 3.ITC, Enschede. persönliches Untersuchungsthema:Improved classification
of TM data using prior knowledge approach. Experimenten mit object-basierte
classifications verfahren, Betreuung, Ir.B.G.H. Gorte, G.C.Huurneman ,
G.Reinink.

1996 März
Einführung in der Geostatistiek, ITC spezial Kurs von Prof. Stein

1996 Sept.
Teilnahme an der Kurs Geostatistiek, Einführung in der Software 'GEOEAS'
Dr. F. van der Meer ITC

1997 Juni, Anfang der Phd, LMU Munchen, Voraussichtlichen Abschluß der
Doktorthesis; Ende 2000.

Sprachkenntnisse

Englisch, Französisch, Deutsch, Spanisch, Bahasa Indonesia.

Arbeitserfahrung

Nov. 1992- Nov. 1993.
Wehrdienst in der "J.W.F. Kaserne,
Assen",Funktion Korporal "dragon".

Jan.-Feb 1996
Dozent für Fernerkundung und GIS im Departement für Waldbau ITC, Enschede

Juni 1997, December 1999 Wissenschaftliche Mitarbeiter Lehrstuhl
Landnutzungsplanung und Naturschutz, TUM Freising

Weitere Aktivitäten

Führerschein für Pkw und Motorrad

Sport: Martial arts; Judo, Pencak Silat.
Rudern; 1988 Mitglied des Universitätsteam
1990 Coach männer.
1992 Coach männer.

1998 Teilnahme an der Fahrradtour 'Styrkeproven Trontheim-Oslo'.

Interessen

Geologie, Paleonthologie und Archeologie (Teilnehmer der Dauerausstellung im Museum von Hoogeveen), Photographie, Literatur ,Geschichte, Fahrradfahren (Langstrecken) Reiten, Bergwandern.

Publikationen

BUCK, A., de KOK, R, SCHNEIDER, Th., AMMER, U., 1999: Improvement of a forest GIS by integration of remote sensing data for the observation and inventory of "protective forests" in the Bavarian Alps: procc. IUFRO Conference on Remote Sensing and Forest Monitoring, June 1-3, 1999, Rogow, Poland

BUCK, A., de KOK, R, SCHNEIDER, Th., AMMER, U., 1999: Integration von Fernerkundung und GIS zur Beobachtung und Inventur von Schutzwäldern in den Bayerischen Alpen; AGIT 99, "Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XI", Hrsg. Strobl/Blaschke, ISBN 3-87907-336-8, S 94-101.

deKOK, R, SCHNEIDER, Th., AMMER, U., 1999: Object based classification and applications in the Alpine forest environment; procc. Joint ISPRS/EARSel Workshop "Fusion of sensor data, knowledge sources and algorithms, Valladolid, Spain, June 3-4, 1999

de KOK, R., SCHNEIDER, T., BAATZ, M., AMMER, U., 1999: Object based image analysis of high resolution data in the alpine forest area; Joint WSf ISPRS WG I/1, I/3 and IV/4: SENSORS AND MAPPING FROM SPACE 1999; Hannover, September 27-30, 1999.

De Kok, R. Buck, A. Schneider, T. Ammer, U. Baatz, M., 2000, Data fusion with landsat 7 imagery. AGIT 2000, "Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII", Hrsg. Strobl/Blaschke,

De Kok, R. Buck, A. Schneider, T. Ammer, U. 2000, Analysis of image objects from VHR imagery for forest GIS updating in the bavarian Alps. IAPRS, Vol XXXIII, Amsterdam, 2000

Erklärung

Hiermit versichere ich, daß ich die vorliegende Arbeit vollständig, allein und nur mit den angegebene Hilfsmittel angefertigt habe.

Roeland de Kok

Freising, 20-04-2001