

Maßstabsspezifische Ableitung von thematischen Grundlegendaten für Landschaftsanalysen

Dissertation

zur Erlangung des Grades eines Doktors der Naturwissenschaften

der Geowissenschaftlichen Fakultät
der Eberhard-Karls-Universität Tübingen

vorgelegt von
Markus Möller
aus Greifswald

2008

Tag der mündlichen Prüfung: 16. Juli 2008

Dekan: Prof. Dr. Peter Grathwohl

1. Berichterstatter: Prof. Dr. Volker Hochschild

2. Berichterstatter: Prof. Dr. Thomas Scholten

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	15
1.1	Problemstellung	15
1.2	Zielsetzung	16
1.3	Aufbau der Arbeit	18
I	Grundlagen	21
2	Hierarchische Landschaftsgliederung	23
2.1	Landschaftsgliederung	23
2.2	Fraktale Muster	25
3	GIS-basierte Objektabgrenzung, Skalenwechsel und Klassifikationen	27
3.1	Objektabgrenzung	27
3.1.1	Manuelle Objektabgrenzung	29
3.1.2	Das Problem der modifizierbaren Flächeneinheit	29
3.1.3	Segmentierung	31
3.1.3.1	FNE-Algorithmus	32
3.1.3.2	Objektvalidierung	33
3.2	Skalenwechsel	34
3.2.1	Semantische Objekttaggregation	35
3.2.2	Geometrische Objekttaggregation	35
3.2.3	Aggregation und Disaggregation	36
3.3	Klassifikation	38
3.3.1	Klassifikatoren	39
3.3.1.1	Parametrische Ansätze	39
3.3.1.2	Nicht-parametrische Ansätze	39
3.3.1.3	Regelbasierte Ansätze	40
3.3.2	Stichproben	41
3.3.3	Klassifikationsgenauigkeit	42
II	Disaggregation von Landnutzungs- und Bodendaten	45
4	Landnutzung	47
4.1	Untersuchungsgebiet	47
4.2	Daten	48
4.2.1	Biotoptypenkartierung	49
4.2.2	Statistische Bodennutzungsdaten	49
4.2.3	Fernerkundungsdaten	49

4.3	Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'	51
4.3.1	Zielklassen	51
4.3.2	Objektbildung	52
4.3.2.1	Objektabgrenzung	52
4.3.2.2	Objektvalidierung	53
4.3.2.2.1	Berechnung von Objektmerkmalen	53
4.3.2.2.2	Merkmalsintegration	55
4.3.2.2.3	Bewertung der Segmentierungsgüte	58
4.3.3	Stichproben	58
4.3.3.1	Signaturanalyse	59
4.3.3.2	Erhöhung der Stichprobenanzahl	61
4.3.4	Klassifikation	62
4.3.5	Validierung	66
4.4	Fruchtart	67
4.5	Zusammenfassung	68
4.5.1	Abgrenzung von Ackerschlägen	68
4.5.2	Aktualisierung der Biotoptypenkartierung	70
4.5.3	Fruchtart	70
5	Boden und Relief	71
5.1	Untersuchungsgebiet	71
5.2	Daten	71
5.2.1	MMK	71
5.2.2	Relief	72
5.2.2.1	DGM-Generierung	72
5.2.2.2	Reliefattribute	73
5.3	MMK-Disaggregation	76
5.3.1	Zielklassen	78
5.3.2	Objektbildung	78
5.3.3	Klassifikation	80
5.3.3.1	Auenbereiche	80
5.3.3.2	Senken, Hang- und Flachbereiche	81
5.3.4	Validierung	83
5.3.5	Disaggregation	84
5.4	Zusammenfassung	88
5.4.1	Reliefgliederung	88
5.4.2	Disaggregation	89
6	Gesamtbetrachtung	91
6.1	Geometrische Disaggregation	91
6.2	Semantische Disaggregation	93
6.3	Ausblick	94
7	Kurzfassung	95
8	Summary	97

Anhang	98
A Validierungsergebnisse der Schlagabgrenzung	101
B Landnutzungsklassifikation	105
C Klassifikation von Reliefpositionen	107
D Nomenklaturen von Landnutzungs- und Landbedeckungskartenwerken	111

Tabellenverzeichnis

3.1	Flächenanteile von Erosionsklassen in Abhängigkeit vom Aggregationsniveau der Bezugseinheiten	30
3.2	Beispiele hierarchischer, nachbarschaftsbezogener und textueller Attribute	37
3.3	Beziehung zwischen Stichprobenanzahl, Signifikanzintervall und tolerierbarer Fehlerstufe	41
4.1	Eigenschaften des Landsat-Bildmaterials	50
4.2	Aggregation von Biotoptypen-Kartiereinheiten	52
4.3	Parametereinstellungen verschiedener Segmentierungsvarianten	53
4.4	Matrix der Euklidischen Distanzen der Klassensignaturen 'Wasser', 'Wald', 'Ackerflächen', 'Grünland', 'Abbauflächen' und 'Urbane Flächen' auf der Grundlage manuell erhobener Stichproben	60
4.5	Stichprobenanzahl vor und nach der Klassifikation sowie Nash-Sutcliffe-Koeffizienten zur Kennzeichnung von Unterschieden zwischen Klassenbezogenen Stichproben-Mittelwerten und -Standardabweichungen	62
4.6	'Jeffries Matusita'-Distanzen der Klassensignaturen 'Wasser', 'Wald', 'Ackerflächen', 'Grünland', 'Abbauflächen' und 'Urbane Flächen' für die Attribute $NDVI$, HKT und IDM_{sum}	63
5.1	Genutzte Programme und Quellen zur Ableitung von Reliefattributen	74
5.2	Klassifikationsergebnisse der Auendektion auf verschiedenen Aggregationsniveaus	83
5.3	Semantische Verknüpfung zwischen Wissensbasis und Klassifikationsergebnis	84
5.4	MMK-Disaggregation am Beispiel eines Ackerschlagens	87
A.1	Flächenanteile, Objektanzahl, Cluster-Mittelpunkte, Dominanztripel und Vergleichsindizes der hierarchischen Attribute RA_{50} und RP_{50} für verschiedene Segmentierungsvarianten	102
B.1	Klassen-bezogene Mittelwerte und Standardabweichungen von Stichproben verschiedener Kanalableitungen	105
B.2	Matrix zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit der NN -, ML -, 7×7 -Majorityfilter- ML -Klassifikation und der aggregierten Biotoptypenklassen	106
C.1	Durchschnittliche Flächenanteilstufen der Reliefpositionen innerhalb der MMK-Kartiereinheiten und Flächenanteile bezogen auf das Untersuchungsgebiet	107
C.2	Matrix zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit für Varianten der Variablen 'Anzahl der Super-Objekte'	108

Tabellenverzeichnis

C.3	Matrix zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit für Varianten der Variablen 'Attributtransformation'	109
D.1	Harmonisierter Biotoptypenschlüssel	111
D.2	Kategorien der Bodennutzungshaupterhebung	112
D.3	Kategorien der Bodenflächenerhebung nach Art der landwirtschaftlichen Nutzung in landwirtschaftlichen Betrieben	112

Abbildungsverzeichnis

1.1	Landschaftsanalysen innerhalb von Beobachtungs-, Modell- und Politik-hierarchien	15
1.2	Die zehn wichtigsten Schlüsselthemen der landschaftsökologischen For-schung und ihre Stellung zwischen Anwendung, Theorie und Methodik . .	16
1.3	Bezugsrahmen zur Datenintegration	17
1.4	Lücken und Bindeglieder funktionaler Hierarchien	18
1.5	Multi-skalare Objektstrukturen	18
2.1	Hierarchische Ordnungsprinzipien	24
2.2	Fraktale Landschaftsstrukturen und kleinräumige Muster	26
3.1	Landschaftsrelevante Grenzsäume am Beispiel von Grauwertprofilen digi-taler kontinuierlicher Flächendaten	28
3.2	Manuelle Detektion von landschaftsbezogenen Objektgrenzen	29
3.3	Räumliche Verteilung von Erosionsklassen in Abhängigkeit vom Aggrega-tionsniveau der Bezugseinheiten	30
3.4	Auswirkungen des MAUP-Effektes am Beispiel der statistischen Kennwer-te Mittelwert \bar{x} und Varianz σ^2	31
3.5	Topologische und geometrische Beziehungen zwischen zwei Objektebenen	34
3.6	Aggregation und Disaggregation	34
3.7	Beziehungen zwischen Super- und Meta-Klassen	35
3.8	Geometrische Objekttaggregation mit den Teilschritten 'Selektion' und 'Eli-mininierung'	36
3.9	'part of'-Relationen zwischen Super-Objekten und Sub-Objekten als Vor-aussetzung für die Aggregation und Disaggregation von Raumeinheiten	37
3.10	Prinzip parametrischer und nicht-parametrischer Klassifikationen	38
3.11	Ein-dimensionale Zugehörigkeitsfunktionen	40
3.12	Die Konfusionsmatrix und Maße der Klassifikationsgenauigkeit	43
4.1	Lage und Ausstattung des Untersuchungsgebietes	48
4.2	Fließschema zur Ableitung von Ackerschlägen und zur Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'	51
4.3	Auswirkungen der Parametervariationen von w_{shape} und w_{compt}	53
4.4	Fließschema zur Validierung von Segmentierungsergebnissen	54
4.5	Ergebnisse der 'on screen'-Digitalisierung von Referenzinformationen . . .	54
4.6	Prinzip zur Berechnung von Objektmerkmalen zur Quantifizierung von Über- und Untersegmentierungen	56
4.7	Visualisierung von Cluster-Mittelwerten der Attribute RA_{SO} und RP_{SO} am Beispiel der Segmentierungsvariante S1	57

4.8	Bestimmung der Segmentierungsgüte VI_G und des optimalen Heterogenitätsparameters H_{opt} für verschiedene Segmentierungsvarianten	59
4.9	Lage der Stichproben vor und nach der Erhöhung der Stichprobenanzahl	60
4.10	Charakteristische Histogrammverläufe von Zielklassen am Beispiel der 1. Hauptkomponente jedes Aufnahmetermine	61
4.11	Schema zur integrierten Klassifikation	63
4.12	Beispiele ein-dimensionaler Zugehörigkeitsfunktionen ausgewählter Klassensignaturen	64
4.13	Flächenanteile der Klassen 'Ackerflächen', 'Wasser', 'Grünland', 'Urbane Flächen', 'Wald' und 'Abbauf Flächen' im Untersuchungsgebiet in Abhängigkeit vom Klassifikationsverfahren	64
4.14	Ergebnisse verschiedener Landnutzungsklassifikationsvarianten	65
4.15	Lage der Stichproben zur Validierung der Landnutzungsklassifikationen	66
4.16	Nutzer- und Herstellergenauigkeiten für verschiedene Landnutzungsklassifikationsvarianten	67
4.17	Anteile der wichtigsten Kulturarten an der Ackerfläche im Kreis 'Mansfelder Land'	69
4.18	Spektralsignaturen zur Differenzierung von Feldfrüchten auf der Grundlage der Landsat-Aufnahmen vom 30.04., 03.07. und 13.09.1999 sowie Referenzinformationen	69
5.1	Lage und Ausstattung des Untersuchungsgebietes	72
5.2	Differenzierung der MMK-Einheiten durch die Integration von Ergebnissen einer Reliefanalyse und der semantischen Wissensbasis der MMK-Dokumentationsblätter A	73
5.3	Gesamtkrümmungen und Histogramme nach der Wertebereichstransformation	75
5.4	Zusammenhang zwischen Hangprofil und modifiziertem Massenbilanzindex	76
5.5	Aggregationsniveaus bei der Segmentierung der transformierten Reliefableitungen $f(h)$, $f(ht)$, $f(n)$ und $f(k)$	79
5.6	Ansatz zur Klassifikation von Reliefpositionen	81
5.7	Ergebnisse der Reliefklassifikation	82
5.8	Zusammenhänge zwischen Variablen der Reliefpositionsklassifikation und Flächenanteilen der Zielklassen 'Hang', 'Senke' und 'Flachbereich'	82
5.9	Inhaltliche Interpretation stratifizierter Zufallsstichproben anhand von Querprofilen	85
5.10	Nutzer-, Hersteller- und Gesamtgenauigkeiten für Klassifikationsvarianten der Attribut- und hierarchischen Variablen	85
5.11	Datenbankstruktur zur Disaggregation der Wissensbasis MMK	86
5.12	Verortung der Disaggregationsergebnisse sowie Darstellung der Rangstufen-Flächenanteile für die MMK-Kategorie 'Indifferente Bereiche'	86
6.1	Fließschema zur Disaggregation funktionaler Hierarchien auf der Grundlage kontinuierlicher Flächendaten am Beispiel der Disaggregation der Landnutzungskategorie 'Ackerfläche' und des Bodenkartenwerkes der Mittelmaßstäbigen Landwirtschaftlichen Standortkartierung (MMK)	92

6.2 Umgebung für maßstabsspezifische Modellierungen landschaftlicher Prozesse vor dem Hintergrund politischer Rahmenbedingungen 94

Vorwort

Die Motivation der Arbeit geht auf erste Versuche der Bodenkartierung und Bodenkonzeptkartenerstellung zurück, die ich während meines Studiums unternahm. Seitdem stellte sich mir immer wieder die Frage nach einer nachvollziehbaren Datenintegration und Abgrenzung von Kartier- bzw. Bewertungseinheiten. Beide Aspekte stehen im Mittelpunkt der vorliegenden Dissertation, die Ergebnisse meiner Tätigkeiten für die geoflux GbR¹ und das Helmholtz-Zentrum für Umweltforschung (UFZ) Leipzig-Halle² zusammenfasst. Die Arbeit soll dazu beitragen, der Diskrepanz zwischen Datenanforderungen – die im Zusammenhang mit der nationalen bzw. europäischen Umweltgesetzgebung stehen – und der mangelnden Verfügbarkeit an thematischen Grundlagendaten und Datenqualitätsangaben zu begegnen.

Eine Reihe von Personen trug zum Gelingen der Arbeit bei. Prof. Volker Hochschild vom Geographischen Institut der Universität Tübingen erklärte sich dankenswerter Weise bereit, die Betreuung und Begutachtung der Arbeit vorzunehmen. Herrn Prof. Dr. Thomas Scholten danke ich für die Bereitschaft, diese Arbeit als Zweitkorrektor zu bewerten.

Bei Dr. Martin Volk vom Department Angewandte Landschaftsökologie des UFZ möchte ich mich für seine immerwährende Unterstützung und fruchtbare Zusammenarbeit bedanken. Sehr hilfreich waren auch die Diskussionen mit Dr. Leo Lymburner vom Geosciences Australia in Symonston, die ich während der gemeinsamen Publikationen führen konnte. Burkhard Sonnabend und Heike Gerighausen bereicherten die Arbeit durch die Ergebnisse ihrer Diplomarbeiten.

Schließlich danke ich Anita und Irma Keitel sowie meinen Eltern Edith und Horst Möller, die mir während aller Entstehungsphasen zur Seite standen.

Markus Möller, Februar 2008

¹<http://www.geoflux.de>

²<http://www.ufz.de>

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

Qualitative und quantitative Analysen von landschaftsbezogenen Prozessen stehen im Spannungsfeld von Modell-, Politik- und Beobachtungshierarchien (Abb. 1.1; Bierkens et al., 2000). Die Beobachtungshierarchie schließt die Aufnahme (Kartierung, Messung) von Prozessen auf verschiedenen Hierarchieebenen ein. Die Beobachtungen können politisches Handeln auslösen, die sich auf administrative Einheiten beziehen (z.B. landesspezifische Förderprogramme), woraus sich Anforderungen an die Umweltwissenschaften ergeben. Umweltwissenschaften reagieren auf die Anforderungen mit der Entwicklung von Modellen, mit denen versucht wird, die mit den politischen Programmen angestrebten Prozessveränderungen zu simulieren. Daraus können wiederum Handlungsoptionen für die Politik bzw. Legislative und Exekutive abgeleitet werden. Kartierungen und Messungen der Beobachtungshierarchie dienen schließlich zur Modellvalidierung.

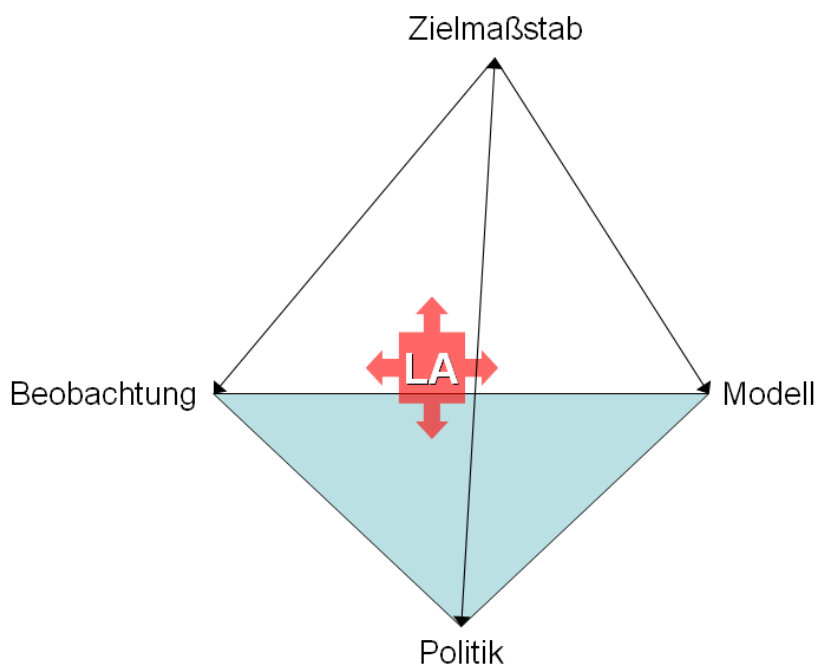


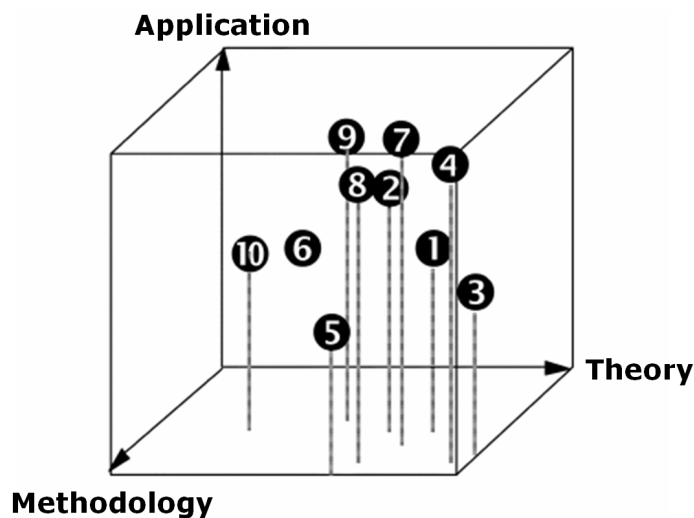
Abb. 1.1: Landschaftsanalysen (LA) innerhalb von Beobachtungs-, Modell- und Politikhierarchien

Die Qualität der Modellierungsergebnisse wird im entscheidenden Maße durch die Verfügbarkeit und Qualität der Modelleingangsdaten gesteuert. Für Wu & Hobbs (2002) gehört die Datenproblematik zu den wichtigsten Schlüsselthemen der landschaftsökologischen Forschung, die methodische, theoretische und anwendungsbezogene Aspekte umfasst (Abb. 1.2). Forschungsbedarf sehen die Autoren insbesondere in der

1 Einleitung

- Ableitung von Genauigkeitsmaßen bei der Datenerstellung (accuracy assessment) sowie
- Maßstabstransformation von Daten hinsichtlich Raum und Zeit (scaling).

So kann die Qualität von thematischen Geodaten nicht eingeschätzt werden, wenn keine Informationen zur Datenunsicherheit vorliegen. Allerdings werden auf der Grundlage der Analyse dieser Daten Bewertungen vorgenommen, die in Handlungsempfehlungen oder politische Entscheidungen münden (Molenaar, 1998). Die Notwendigkeit von Maßstabstransformationen resultiert aus der Tatsache, dass landschaftliche Prozesse ein maßstabsspezifisches Verhalten zeigen (Herz, 1973; Haase et al., 1991; Wu, 1999).



- ❶ Ecological flows in landscape mosaics
- ❷ Causes, processes and consequences of land use and land cover change
- ❸ Nonlinear dynamics and landscape complexity
- ❹ **Scaling**
- ❺ Methodological advances
- ❻ Relating landscape metrics to ecological processes
- ❼ Integrating humans and their activities into landscape ecology
- ❽ Optimization of landscape pattern
- ❾ Landscape conservation and sustainability
- ❿ Data acquisition and **accuracy assessment**

Abb. 1.2: Die zehn wichtigsten Schlüsselthemen der landschaftsökologischen Forschung und ihre Stellung zwischen Anwendung (Application), Theorie (Theory) und Methodik (Methodology; Wu & Hobbs, 2002, S. 360)

1.2 Zielsetzung

Das Ziel der Arbeit besteht in der Entwicklung eines Ansatzes zur Datenintegration und -disaggregation (Abb. 1.3). Die Datenintegrationsprozedur beginnt mit der Definition eines Bezugsrahmens, der sich aus dem Abstraktionsgrad der Zielobjekte – d.h. aus ihrer

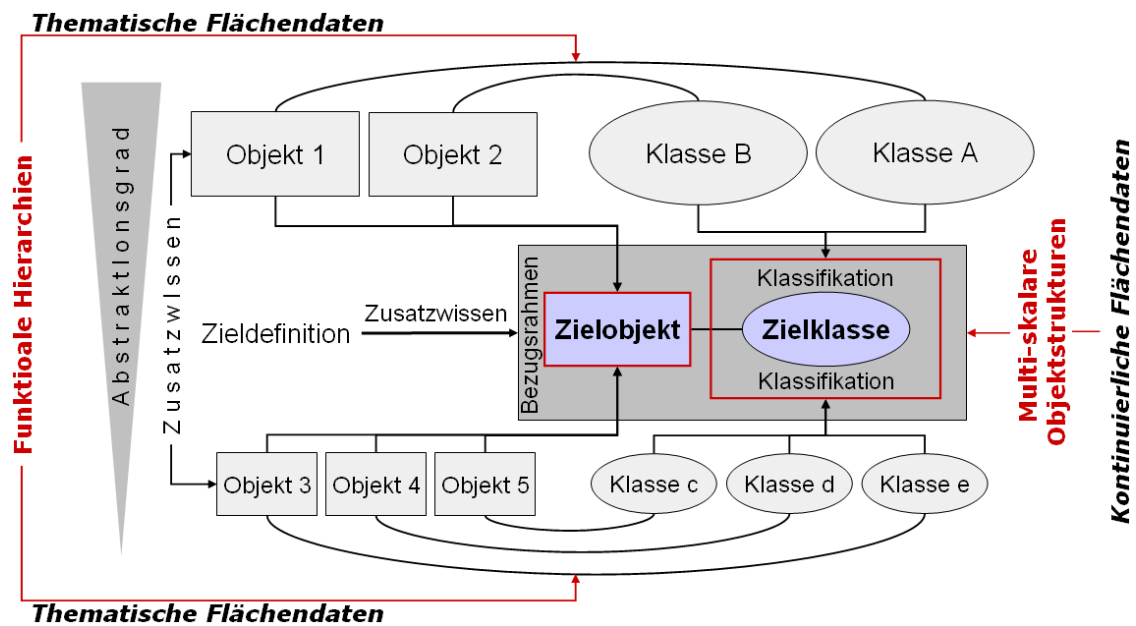


Abb. 1.3: Bezugsrahmen zur Datenintegration

hierarchischen Stellung im geographischen und semantischen Raum bzw. ihrer Auflösung – ergibt (Bierkens et al., 2000; Baltsavias, 2004; Hall & Hay, 2003). Die Zielobjekte stehen in Beziehung zu den Zielklassen. Sie sind das Ergebnis von Klassifikationen, die statistische Analysen von Objektmerkmalen mit Zusatzwissen in Form von Altdaten, Kontext- und/oder Expertenwissen kombinieren. Integraler Bestandteil aller Klassifikationsprozeduren ist die Bewertung der Klassifikationsgenauigkeit (Ehlers et al., 1989; Ehlers, 2000; Blaschke et al., 2002; Baltsavias, 2004).

Der in der Arbeit verfolgte Datenintegrations- und Disaggregierungsansatz basiert auf der Verknüpfung von (1.) funktionalen Hierarchien und (2.) multi-skalaren Objektstrukturen:

1. Thematische Daten liegen bei Behörden in Form digitaler Kartenwerke vor, die Bestandteile funktionaler Hierarchien sind (Wielemaker et al., 2001). Funktionale Hierarchien sind aus maßstabsspezifischen Bezugseinheiten bzw. Bindegliedern aufgebaut (Abb. 1.4). Innerhalb der Hierarchien existieren allerdings oftmals Lücken. Beispielsweise sind thematische Landnutzungsinformationen für das gesamte Gebiet der Bundesrepublik Deutschland in verschiedenen inhaltlichen und räumlichen Auflösungen verfügbar, jedoch fehlen die für verschiedene Fragestellungen wichtigen Angaben zur aktuellen Landnutzung (z.B. Schlagabgrenzung, Feldfrüchte; vgl. Meyer et al., 1999; Möller et al., 2002; Mysiak et al., 2004). Auch Bodeninformationen sind als Überblickskartenwerke flächendeckend auf Bundes- und Landesebene oder regional vorhanden bzw. werden mittelfristig bereitgestellt. Allerdings besteht hier ein Defizit an großmaßstäbigen Grundlageninformationen (Helbig et al., 2005; Behrens et al., 2005).
2. Multi-skalare Objektstrukturen werden aus kontinuierlichen Flächendatensätzen abgeleitet (vgl. Kap. 3.1.3 u. 3.2). Dazu gehören beispielsweise digitale Relief- und Fernerkundungsdaten, die weltweit operationell in unterschiedlichen geometrischen und inhaltlichen Auflösungen lieferbar sind (Wilson & Gallant, 2000; Richards &

1 Einleitung

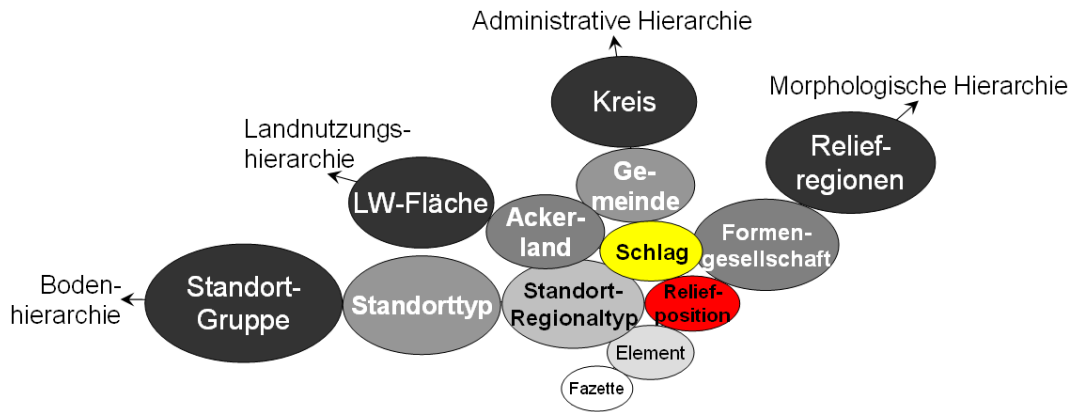


Abb. 1.4: Lücken und Bindeglieder funktionaler Hierarchien: Lücken (gelb, rot) und Bindeglieder (Graustufen)

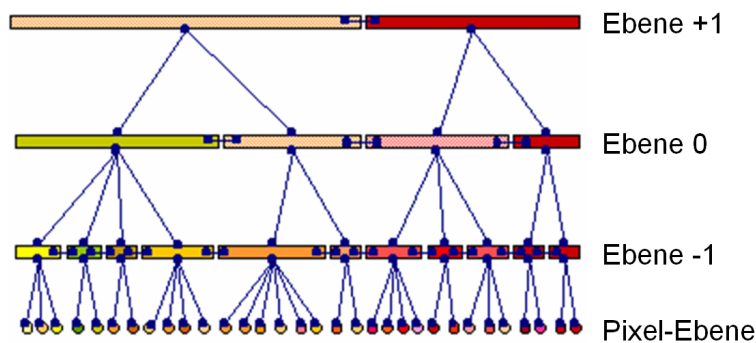


Abb. 1.5: Multi-skalare Objektstrukturen (Benz et al., 2004)

Jia, 2006; Zhou et al., 2008). Innerhalb von multi-skalaren Objektstrukturen repräsentiert jede Maßstabsebene ein spezifisches Aggregationsniveau, das durch die Homogenität/Heterogenität der Landschaftsobjekte bestimmt wird. Die Objekte sind vertikal und horizontal verknüpft. Die Objektgrenzen entsprechen signifikanten Diskontinuitäten sowohl im Merkmalsraum als auch innerhalb der Rastermatrix kontinuierlicher Daten und ergeben sich aus den Eigenschaften bzw. Zwängen der hierarchisch unter- und übergeordneten Objekte (Abb. 1.5; Burnett & Blaschke, 2003; Hall et al., 2004; Lang & Blaschke, 2007).

1.3 Aufbau der Arbeit

Die Arbeit besteht aus zwei Teilen. Teil 1 beschäftigt sich zunächst mit Konzepten der hierarchischen Landschaftsgliederung (Kap. 2), die den theoretischen Überbau der Arbeit darstellen. Theoretische Hintergründe der angewendeten Analysemethoden, die innerhalb von geographischen Informationssystemen (GIS) durchgeführt worden sind, vermittelt Kapitel 3. Die Objektbildung aus kontinuierlichen Flächendaten und Aspekte des Skalenwechsels in GIS-Umgebungen werden in den Kapiteln 3.1 und 3.2 behandelt. Die in der Arbeit genutzten Klassifikationsalgorithmen und Genauigkeitsmaße sind Gegenstand von Kapitel 3.3.

Der Ergebnisteil enthält zwei Umsetzungsbeispiele, die zu Lückenschlüssen innerhalb von funktionalen Hierarchien führen (vgl. Abb. 1.4):

1. In Kapitel 4 wird gezeigt, wie die Landnutzungskategorie 'Ackerfläche' durch die Integration von Satellitenbilddaten sowie bereits existierenden thematischen und statistischen Landnutzungsinformationen geometrisch und inhaltlich in Ackerschläge und Feldfuchtinformationen differenziert werden können.
2. Thema von Kapitel 5 ist die Disaggregation eines existierenden Bodenkartenwerkes auf der Grundlage klassifizierter Reliefpositionen und semantischer Bodeninformationen.

Beide Ergebniskapitel schließen jeweils mit einer Zusammenfassung, in der die Ergebnisse innerhalb des Landnutzungs- bzw. Relief-Boden-Kontextes diskutiert werden. Die Gesamtbetrachtung (Kap. 6) stellt die angewendeten Disaggregierungsprozeduren in den allgemeineren Zusammenhang von Datenintegration und Disaggregation.

Teil I

Grundlagen

2 Hierarchische Landschaftsgliederung

2.1 Landschaftsgliederung

Landschaft kann als ein Raum-Zeit-Kontinuum definiert werden, das „durch den Stoffwechsel zwischen Mensch und Natur bestimmt wird“ (Haase et al., 1991, S. 2). Die Überlagerung von natürlichen Wirkungsgefügen abiotischer und biotischer Naturraumkomponenten mit nutzungsbedingten Wirkungsgefügen führen zu maßstabsspezifischen Mustern von Raumeinheiten, die die Umwelt des Menschen darstellen (Neef, 1967; Haase et al., 1991; Leser, 1997).

Seit der Einführung des Begriffes Landschaftsökologie durch Troll (1939) haben sich eine Vielzahl landschaftsökologischer Arbeitsrichtungen und damit auch Strukturierungsansätze entwickelt (Leser, 1997; Naveh & Lieberman, 1994; Klijn, 1995; Wu, 1999; Bastian, 2001; Seppelt et al., 2007). Gemeinsamkeiten bestehen Volk & Steinhardt (2002) zufolge in der

- Anerkennung eines hierarchischen Systems, das sich vertikal in Hierarchiestufen und horizontal in Raumeinheiten gliedert und
- Annahme einer Grundstrukturierung heterogener Landschaften bzw. Landschaftskomplexe in kleinste homogene Raumeinheiten bzw. 'Landschaftsobjekte' (Burnett & Blaschke, 2003).

Landschaftsökologische Raumgliederungen werden vorgenommen, um eine ordnende Vereinfachung der landschaftlichen Vielfalt zu erreichen (Wu, 1999). Bei systemaren Ansätzen wird jedes Landschaftsobjekt gleichzeitig als heterogen *und* homogen auf einer maßstabsspezifischen Abstraktions- bzw. Hierarchiestufe betrachtet (Herz, 1973). Palmer (1978) beschreibt diese zwei 'hierarchischen Zustandsformen' über sog. 'part whole'-Beziehungen. Ein Landschaftsobjekt fungiert demnach sowohl räumlich als auch hinsichtlich seiner Merkmale als Ganzes (whole) in Bezug auf hierarchisch untergeordnete Landschaftsobjekte und ist gleichzeitig Teil (part) eines hierarchisch übergeordneten Objektes. Aus dem zweigesichtigen Charakter von Landschaftsobjekten (Janus-Effekt) leitete Koestler (1967) die Wortschöpfung 'Holon' ab, die auf das griechische Wort 'Holos' (= das Ganze) und den Suffix 'on' (= Teil von etwas) zurückgeht (Abb. 2.1; vgl. Wu, 1999; Albrecht & Car, 1999). Für O'Neill et al. (1986) sind für das Prozessverständnis hierarchischer Systeme mindestens drei Hierarchieebenen notwendig:

- Die Stufe [0] kennzeichnet die Abstraktionsebene, auf der die Landschaftsphänomene untersucht werden.
- Über die Stufe [+1] können die untersuchten Phänomene großräumig eingeordnet werden.

2 Hierarchische Landschaftsgliederung

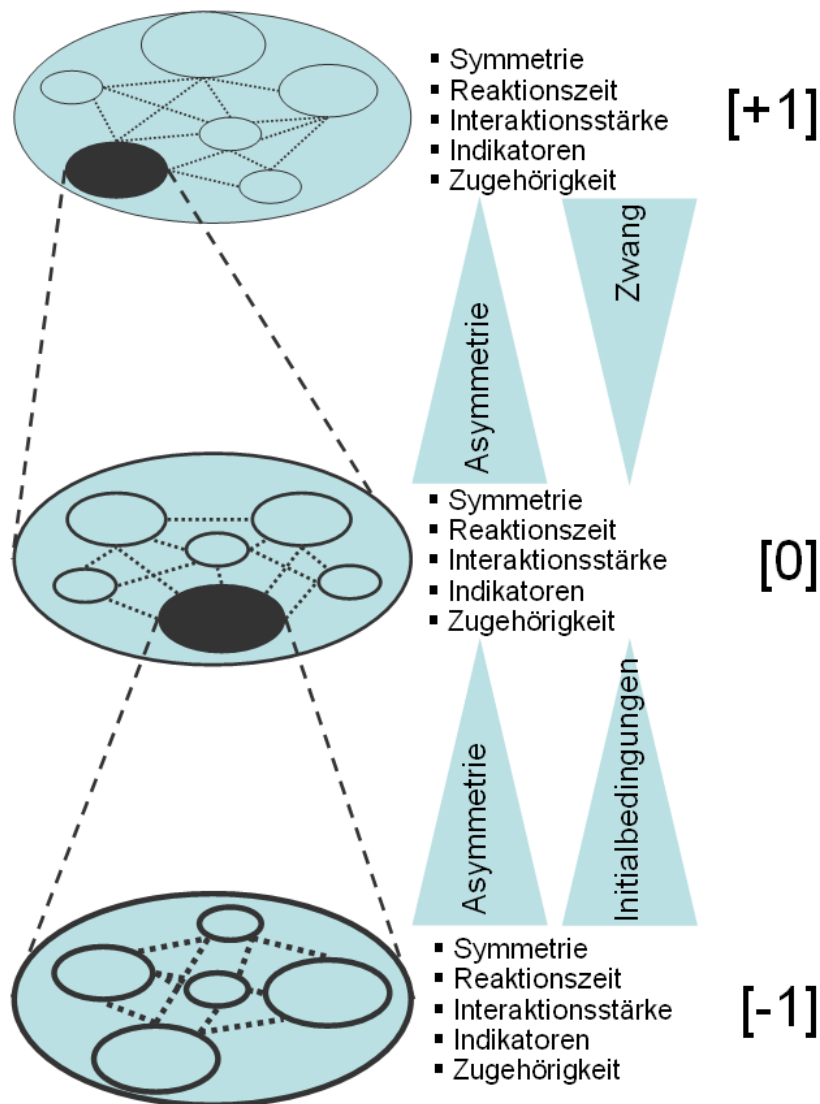


Abb. 2.1: Hierarchische Ordnungsprinzipien (nach Koestler, 1967; Simon, 1973; Moellering & Tobler, 1972; Herz, 1973; Allen & Starr, 1982; Wu, 1999)

- Die Stufe [-1] kann als die eigentliche Prozessebene aufgefasst werden, wo die zugrunde liegenden Mechanismen der Phänomene sichtbar werden.

Die Holon-Theorie dient zur Kennzeichnung der grundlegenden Organisationsprinzipien hierarchischer Systeme:

- **Zerlegbarkeit** Als fundamentale Eigenschaft hierarchischer Systeme und Schlüssel zum Prozessverständnis postulierte Simon (1973) die 'fast vollständige Zerlegbarkeit' (near decomposability) von Raumeinheiten. Damit wird die Fähigkeit eines Systems beschrieben, sich in Hierarchiestufen und Holone gliedern zu lassen, ohne dass signifikante Informationen verloren gehen (Wu, 1999). Holone sind über 'lose Kopplungen' (loose couplings) miteinander verbunden, wobei 'lose' auf deren Zerlegbarkeit zielt und 'Kopplung' den Widerstand gegen eine vollständige Untergliederung betont. 'Lose Kopplungen' führen immer zu modular aufgebauten bzw. 'genesteten Hierarchien' (Moellering & Tobler, 1972). Das heißt, dass sich das Sys-

temverständnis aus dem Wissen um seine Kompartimente ergibt. So werden ökologische und physikalische Phänomene oftmals erst über die Definition genesteter Hierarchien sichtbar (Allen & Starr, 1982; Ahl & Allen, 1996; Steinhardt & Volk, 2002, 2003).

- **Zugehörigkeit** Raumeinheiten hierarchischer niederer Ordnung gehören physisch zu Raumeinheiten höherer Ordnung (containment). Die Anzahl der Raumeinheiten innerhalb einer Hierarchieebene bezeichnet Koestler (1967) als Spanne (span), die Anzahl der Hierarchiestufen als Tiefe eines hierarchischen Systems (depth).
- **Zwang** Lose Kopplungen implizieren, dass vertikal verbundene Holone sich gegenseitig beeinflussen. So schränken Holone einer oberen Hierarchiestufe (Super-Einheiten) die Freiheitsgrade von Holonen niederer Hierarchiestufen (Sub-Einheiten) ein (Allen & Starr, 1982; O'Neill et al., 1986) und üben damit einen 'Zwang' (constraint) z.B. hinsichtlich der räumlichen Ausdehnung der Sub-Einheiten aus. Gleichzeitig ergibt sich aber erst aus den Initialbedingungen (initiating conditions) der Sub-Einheiten (z.B. Merkmalsausprägung) die räumliche Ausdehnung der Super-Einheit (Herz, 1973; Haase et al., 1991; Wu, 1999). Daraus folgt, dass jede Veränderung auf einer Hierarchieebene auch Veränderungen auf den vertikal verbundenen Hierarchieebenen nach sich ziehen kann.
- **Asymmetrie und Symmetrie** Die Auswirkungen 'zwanghafter' hierarchischer Beziehungen wirken in Richtung niederer Hierarchiestufen unmittelbarer als umgekehrt. Beispielsweise bestimmt die räumliche Ausdehnung einer Super-Einheit unmittelbar die Ausdehnung der sie einschließenden Sub-Einheiten, wohingegen die Änderung von Eigenschaften der Sub-Einheiten erst bei Erreichen eines Umschlagpunktes zu einer Änderung der Ausdehnung der Super-Einheit führt. Solche hierarchisch bedingten Unterschiede sind auf die Asymmetrie vertikaler Relationen zurückzuführen. Im Gegensatz dazu werden horizontale Beziehungen als symmetrisch aufgefasst, wobei sich die horizontale Interaktionsstärke bei steigendem Abstraktionsgrad der Raumeinheiten (= höhere Hierarchiestufe) verringert (Klijn, 1995; Wu, 1999).
- **Reaktionszeit, Indikatoren, hierarchiespezifische Eigenschaften** Eine Konsequenz der bisher diskutierten hierarchischen Prinzipien ist das Auftreten charakteristischer hierarchischer Prozessgeschwindigkeiten. Das heißt, dass jede Hierarchiestufe durch spezifische räumlich-zeitliche Reichweiten gekennzeichnet ist. So sind höhere Hierarchiestufen durch größere Ereignisse mit geringerer Geschwindigkeit und Häufigkeit (low-frequency events), niedrigere Hierarchiestufen dagegen durch kleinere Ereignisse mit höherer Geschwindigkeit und Häufigkeit gekennzeichnet (high-frequency events; Wu, 1999; Steinhardt & Volk, 2002, 2003). Deswegen können höhere Hierarchiestufen oftmals durch wenige und einfachere Indikatoren gekennzeichnet werden als niedrigere (Klijn, 1995). Jede Hierarchieebene lässt demzufolge ihr spezifische Eigenschaften hervortreten (emergent properties), die sich nicht nur aus den summierten Eigenschaften der Sub-Einheiten ergeben, sondern Ausdruck eines Hierarchie-immanenten Abstraktionsniveaus sind (Herz, 1973; Allen & Starr, 1982).

2.2 Fraktale Muster

Landschaften werden durch digitale Datenmodelle repräsentiert, in denen sich die landschaftliche Heterogenität in Form von fraktalen Mustern widerspiegelt (Mandelbrot, 1976). Fraktale Muster sind Ausdruck eines maßstabsspezifischen räumlichen Gleichgewichtszustandes zwischen der Nicht-Regelmäßigkeit (non-regularity) und Selbstorganisation (self-similarity) von Landschaftsobjekten (Hay et al., 2003; Burnett & Blaschke, 2003). So lassen sich beispielsweise mit Satelliten- und Luftbildern oder Reliefableitungen je nach Betrachtungsmaßstab Bildobjekte (image objects) in Form großräumiger Landschaftsstrukturen oder kleinräumiger spektraler und reliefbedingter Muster visuell identifizieren, die mit Landschaftsobjekten der Realwelt (real-world entities) korrespondieren (Abb. 2.2). Die Bildobjekte ergeben sich dabei im Zuge des menschlichen Wahrnehmungsprozesses aus der kognitiven Gruppierung von Rasterzellen charakteristischer Farbgebung und räumlicher Anordnung. Das bedeutet, dass die Unterscheidbarkeit von Grenzen maßstabsabhängig ist (Forman & Gordon, 1986; Hansen & di Castri, 1992; Hay et al., 2001, 2003).

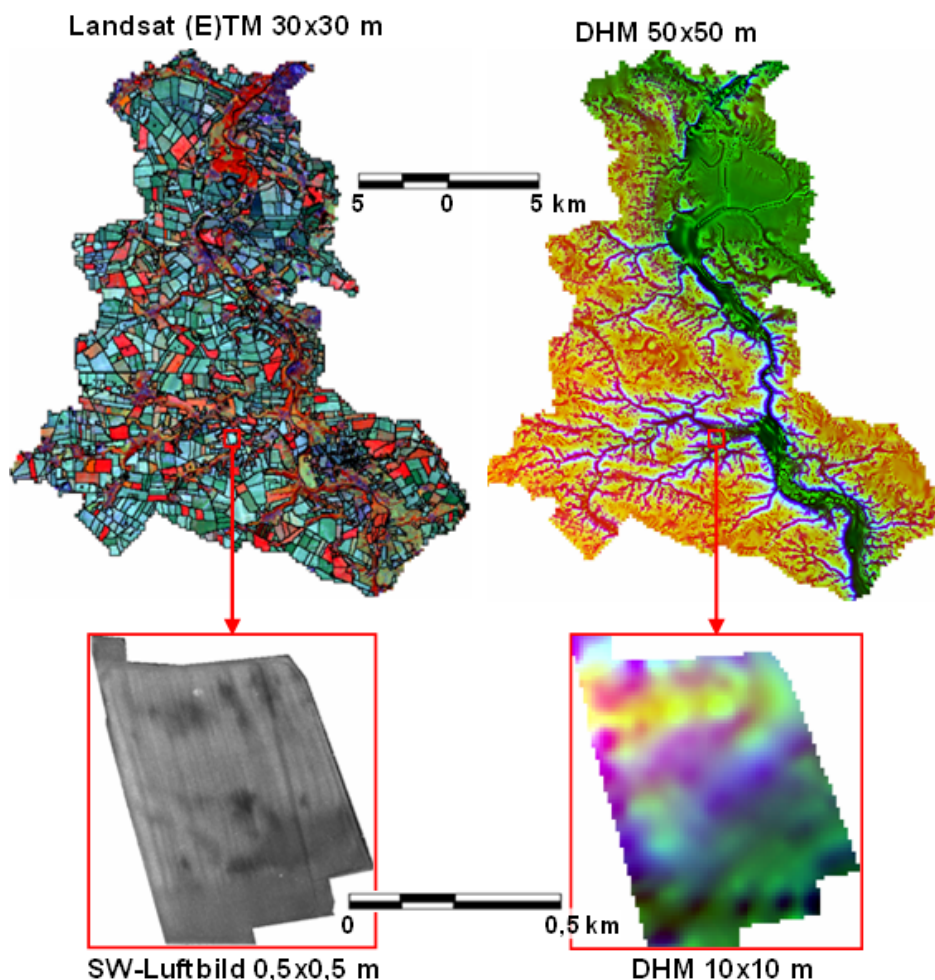


Abb. 2.2: Fraktale Landschaftsstrukturen und kleinräumige Muster

Links: Landsat (E)TM7-Satellitenbild, 13.09.1999, Kanalkombination rot-gelb-blau 4-5-3; SW-Luftbild, 24.04.1997; Rechts: Farbkomposit der Reliefableitungen Höhe (rot), Vertikalkrümmung (grün) und Neigung (blau)

3 GIS-basierte Objektabgrenzung, Skalenwechsel und Klassifikationen

Vor dem Hintergrund der zunehmenden Verfügbarkeit digitaler Geodaten stellen geographische Informationssysteme (GIS) *das* Werkzeug dar, mit dem Geodaten „digital erfasst und redigiert, gespeichert und reorganisiert, modelliert und analysiert sowie alphanumerisch und graphisch präsentiert werden“ können (Bill & Fritsch, 1997, S. 5). Ein GIS setzt sich aus Hardware, Software, Daten und Anwendungen zusammen, die die Umwandlung von primären Geodaten in Geodaten höherer Erkenntnisqualität (Geoinformationen) ermöglichen.

Alle in den folgenden Kapiteln behandelten Analysemethoden sind mit verschiedenen GIS- bzw. GIS-nahen Programmen durchgeführt worden. Dazu gehören die GIS-Pakete ArcGIS¹ und SAGA GIS² sowie die Bildanalyseumgebungen ErdasImagine^{®3} und DefiniensProfessional^{®4}.

3.1 Objektabgrenzung

Die Qualität landschaftsökologischer Analysen ist in starkem Maße abhängig vom Subjektivitätsgrad bei der Abgrenzung von Landschaftsobjekten. Grenzen in der Landschaft sind nur in wenigen Fällen real (Neef, 1967). Jede Grenze repräsentiert einen skalenspezifischen Grenzsäum (transition zone bzw. ecotone) zwischen homogenen Arealen bzw. Raumeinheiten eines einheitlichen Abstraktionniveaus (Hansen & di Castri, 1992). Grenzsäume können als signifikante Umschlagsbereiche von Merkmalsverteilungen angesehen werden (Haase et al., 1991). Die räumliche Dimension der Merkmalsvariabilität drückt sich in scharfen oder weichen Übergängen (ecolines bzw. ecozones) aus (Hansen & di Castri, 1992). Während scharfe Grenzen häufig anthropogenen Ursprungs sind (z.B. Landnutzung), tendieren natürliche Grenzen oft zu weichen und unregelmäßigen Übergängen, die jahres- und tageszeitlichen Veränderungen unterworfen sein können (Wilmking & Beierkuhnlein, 2002).

In Abbildung 3.1 sind anhand von Grauwertprofilen digitaler kontinuierlicher Flächen- daten Grenzsäume von Landschaftsobjekten dargestellt, die Raumeinheiten ähnlicher Prozessdynamik entsprechen. So befinden sich Hangfußbereiche in der Übergangszone zwischen fluviatil und solifluidal bestimmter Prozessdynamik, wo wassergebundene Stoffflüsse eine Zustandsänderung erfahren (Akkumulation oder Übertritt ins fluviatile System). Hinsichtlich der Landnutzung sind die Grenzbereiche zwischen Siedlung bzw. Infrastruktur und angrenzenden Nutzungen oft Veränderungen unterworfen (z.B. Sub-

¹<http://www.esri.com>

²<http://www.saga-gis.uni-goettingen.de/html/index.php>

³<http://gis.leica-geosystems.com/LGISub1x32x0.aspx>

⁴<http://www.definiens.com>

urbanisierungserscheinungen), was unmittelbare Auswirkungen auf die Biodiversität und wassergebundene Stoffflüsse haben kann (z.B. Barrierewirkung, Bodenversiegelung).

3.1.1 Manuelle Objektbegrenzung

Insbesondere in der planerischen Praxis werden während des Abgrenzungsprozesses von Landschaftsobjekten Eingangsinformationen und Expertenwissen bearbeiterabhängig und manuell „unter verschiedenen Gesichtspunkten gleichzeitig abstrahiert“ (Bastian & Schreiber, 1999, S. 174). Es entstehen Einheiten, die das Ergebnis einer idealisierten Synthese sind (Löffler, 2002). Auch bei definierten Abgrenzungskriterien ist die Übertragbarkeit und Vergleichbarkeit der Verfahren stark eingeschränkt.

Ein Beispiel ist das von Syrbe (1999) angewendete Prinzip der chorologischen Strukturanalyse

3.1.2 Das Problem der modifizierbaren Flächeneinheit

Die Anwendung von Verfahren der Landschaftsbewertung und -analyse auf Bezugseinheiten mit unterschiedlichen oder unbekanntem Abstraktionsniveau kann „ökologische Trugschlüsse“ nach sich ziehen (Malczewski, 1999). So divergieren die Ergebnisse einer Erosionsbewertung auf Einzugsgebiete zweier Abstraktionsniveaus sowohl hinsichtlich der Flächenanteile der Erosionsklassen als auch ihrer räumlichen Verteilung (Abb. 3.3; Tab. 3.1), wobei das Abstraktionsniveau durch die Aggregationsstufe und den Betrachtungsmaßstab einer Raumeinheit und der zugehörigen semantischen Information bestimmt wird (Molenaar, 1998).

Das dargestellte Phänomen resultiert aus dem Problem der modifizierbaren Flächeneinheit (MAUP = modifiable areal unit problem). Modifizierbar heißt, dass die Abgrenzung von Raumeinheiten zur Landschaftsbewertung und -analyse dem Diktat der verfügbaren Datengrundlagen und ihrer geometrischen und inhaltlichen Auflösungen unterliegen. Dadurch werden räumliche Phänomene auf administrative Einheiten projiziert, „die aber oft weder statistisch noch inhaltlich etwas mit dem abgebildeten Phänomen zu tun haben“ (Lang & Blaschke, 2007, S. 145).

Der MAUP-Effekt bezieht sich auf zwei Aspekte, deren Auswirkungen in Abbildung 3.4 anhand der statistischen Kennwerte Mittelwert \bar{x} und Varianz σ^2 deutlich werden (Openshaw & Taylor, 1979; Jelinski & Wu, 1996):

1. Das 'Maßstabsproblem' kennzeichnet die Variation von Analyseergebnissen, wenn innerhalb eines Untersuchungsraumes die Bezugseinheiten unterschiedliche Aggregationsstufen aufweisen. Das bedeutet für die statistischen Kennwerte in den Abbildungen 3.4a bis c, dass bei gleichbleibenden Mittelwerten die Varianz mit zunehmendem Aggregationsgrad sinkt. Als Konsequenz werden Angaben zur Heterogenität des Betrachtungsraumes (z.B. einer Landschaft) verfälscht oder gehen verloren.
2. Das 'Gefügebildproblem' resultiert aus der unterschiedlichen Anordnung (Abb. 3.4c, e und f) und Orientierung (Abb. 3.4b und d) von Bezugseinheiten, was im Gegensatz zum Maßstabsproblem unsystematische Varianz-Modifikationen zur Folge hat.

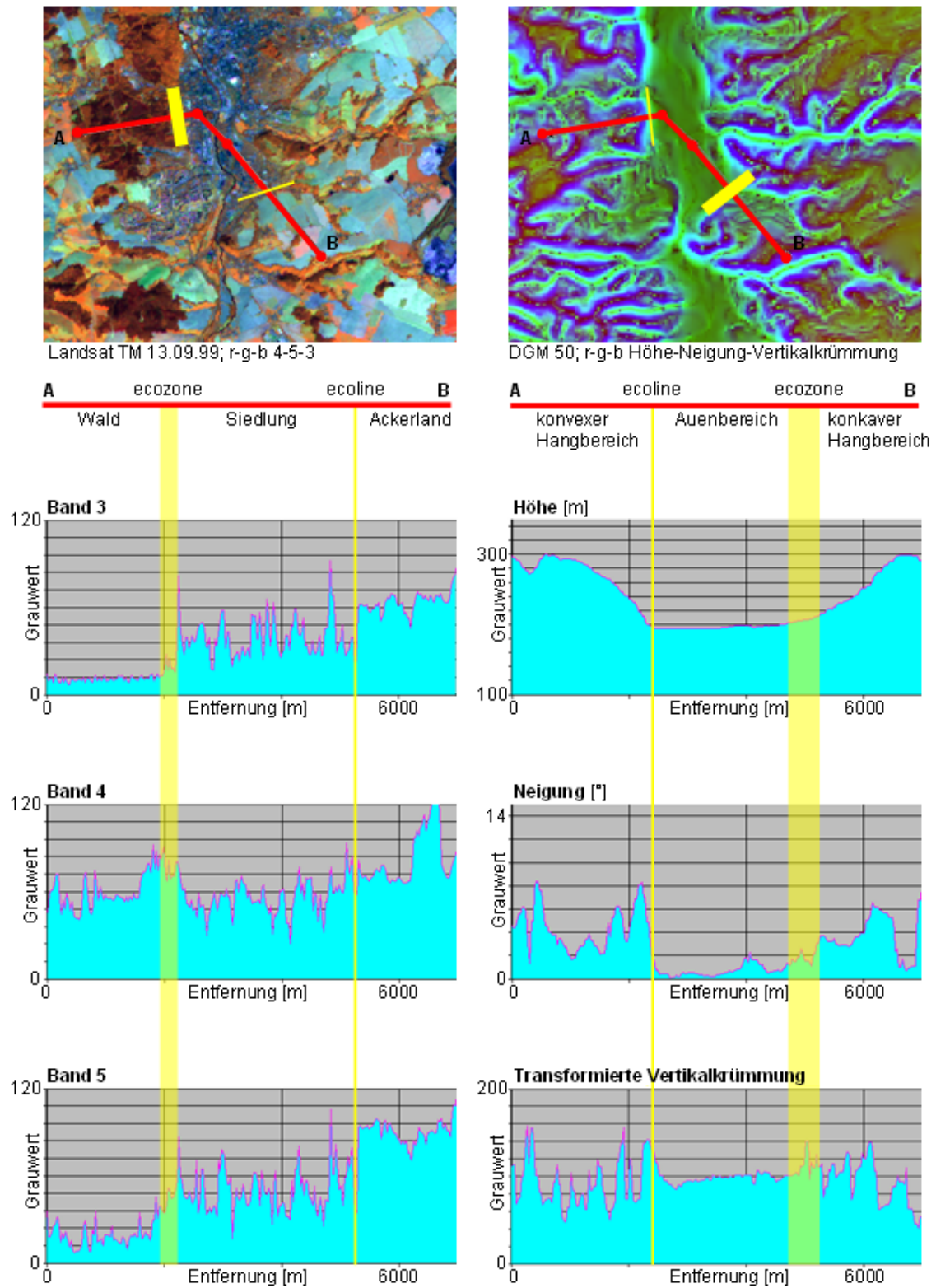


Abb. 3.1: Landschaftsrelevante Grenzsäume am Beispiel von Grauwertprofilen digitaler kontinuierlicher Flächendaten

3 GIS-basierte Objektbegrenzung, Skalenwechsel und Klassifikationen

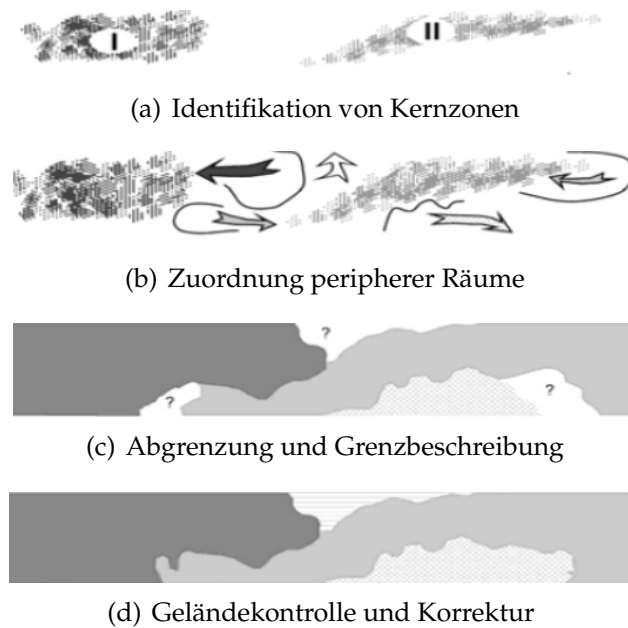


Abb. 3.2: Manuelle Detektion von landschaftsbezogenen Objektgrenzen (Syrbe, 1999)

Tab. 3.1: Flächenanteile von Erosionsklassen in Abhängigkeit vom Aggregationsniveau (Level) der Bezugseinheiten (vgl. Abb. 3.3; Molenaar, 1998)

	Flächenanteil [%]	
	Level 1	Level 2
schwach	69	79,5
mittel	30	20
stark	1	0,5

Strategien, dem MAUP-Effekt zu begegnen, zielen auf die (1.) Identifizierung von Basiseinheiten und die (2.) Ableitung eines optimalen Gefügesystems (Fotheringham, 1989; Jelinski & Wu, 1996; Marceau, 1999a,b; Hay et al., 2001; Hall et al., 2004):

1. Der 'basic entity'-Ansatz wirkt dem MAUP-Effekt entgegen, da räumlich diskrete und eindeutig klassifizierbare Basiseinheiten (z.B. Dächer) regelhaft zu eindeutig klassifizierbaren Aggregaten (z.B. Haus) zusammengefasst werden können. Allerdings sind Objekte oftmals nicht eindeutig identifizierbar. Das betrifft insbesondere die Analyse von Fernerkundungs- und Reliefdaten, die auch ein Schwerpunkt dieser Arbeit bildet (vgl. Kap. 3.1). Hay et al. (2001) weisen in diesem Zusammenhang darauf hin, dass Fernerkundungsdaten einen speziellen Fall des MAUP-Effektes darstellen. So werden digitale Satelliten- und Luftbildaufnahmen im Rasterformat vorgehalten (vgl. Abb. 3.1 u. 3.2). Dabei kann jede Rasterzelle entweder mehrere Bildobjekte enthalten und/oder Teil eines Bildobjektes sein.
2. Der 'optimal zoning'-Ansatz geht auf Openshaw & Taylor (1979) und Openshaw & Taylor (1981) zurück. Danach kann eine Verminderung des MAUP-Effektes durch eine Maximierung der Varianz zwischen Objekten und eine Minimierung der Varianz innerhalb der jeweiligen Objekte erreicht werden. Jelinski & Wu (1996) verweisen in diesem Zusammenhang darauf, dass der MAUP-Effekt ein Ausdruck der

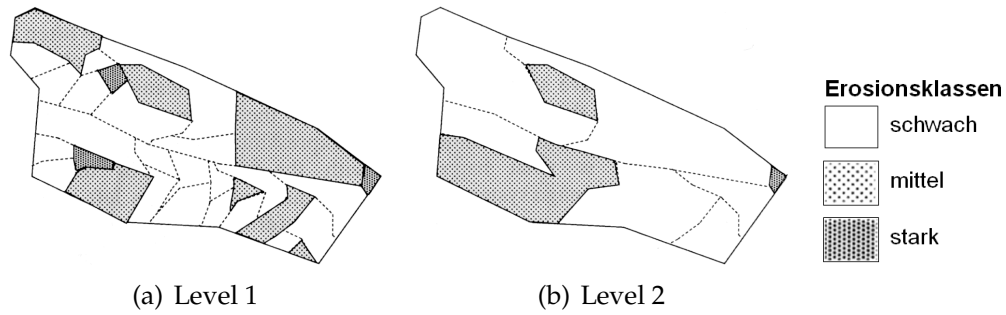


Abb. 3.3: Räumliche Verteilung von Erosionsklassen in Abhängigkeit vom Aggregationsniveau der Bezugseinheiten (vgl. Tab. 3.1; Molenaar, 1998, S. 181).

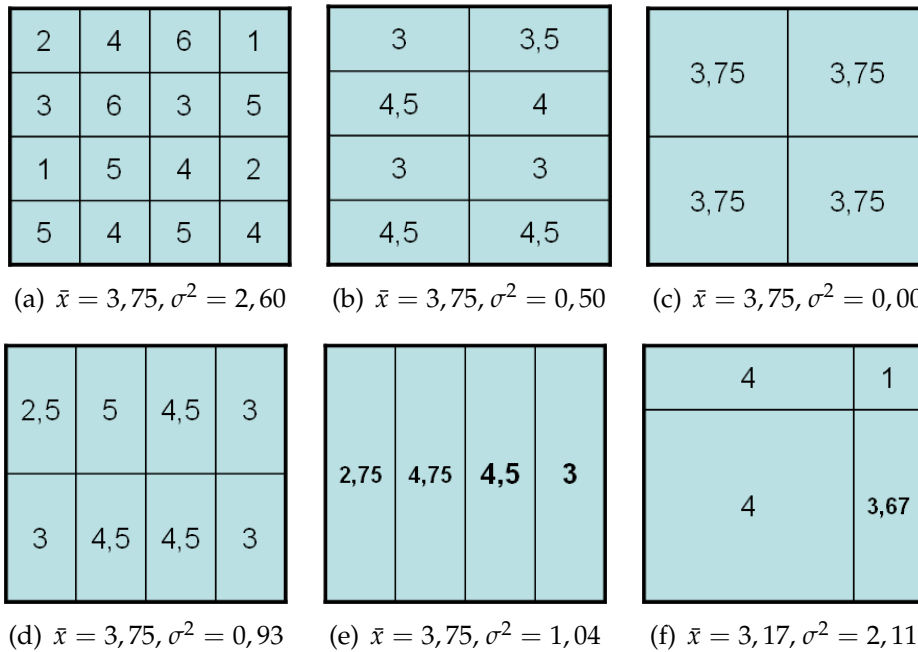


Abb. 3.4: Auswirkungen des MAUP-Effektes am Beispiel der statistischen Kennwerte \bar{x} und σ^2 ; a–c = Maßstabseffekt; b, d und d–f = Gefügeeffect (Jelinski & Wu, 1996)

hierarchischen Strukturierung der Landschaft ist. Für Hall et al. (2004) und Burnett & Blaschke (2003) liegt deshalb der Schlüssel zur dessen Überwindung im Aufbau multi-hierarchischer Objektstrukturen (vgl. Kap. 1.2), wodurch eine skalenunabhängige interne Varianzminimierung bzw. externe Varianzmaximierung ermöglicht wird.

3.1.3 Segmentierung

Segmentierung ist als die vollständige Partitionierung eines Zellenrasters in nicht-überlappende Regionen bzw. Segmente definiert (Fortin et al., 2000), wobei zwischen (1.) statistischen und (2.) statistisch-topologischen Verfahren unterschieden werden kann:

1. Statistische Ansätze gruppieren Rasterzellen iterativ in Cluster aufgrund statistisch ähnlicher Eigenschaften im n-dimensionalen Merkmalsraum (McGarigal et al., 2002).

Zu den gebräuchlichsten Verfahren gehört der 'k means'-Algorithmus (Bishop, 1995; Schowengerdt, 1999; Richards & Jia, 2006; Lillesand & Kiefer, 2000; McGarigal et al., 2002), der den aus n Datenpunkten bestehenden Merkmalsraum in K Cluster S_j teilt, wobei μ_j den geometrischen Zentroiden und x_n den Merkmalsvektor des n -ten Datenpunktes repräsentiert (Gl. (3.1)). Die Prozedur beginnt mit einer zufälligen Teilung des Merkmalsraumes in K Cluster. Danach werden die Zentroide μ_j berechnet. Die Prozedur wird solange wiederholt, bis ein Abbruchkriterium erfüllt ist (z.B. maximaler Centroid-Abstand). Der Nachteil des Verfahrens besteht darin, dass bei der Gruppierung im Merkmalsraum räumliche Zusammenhänge zwischen benachbarten Rasterzellen und Bildobjekten nicht berücksichtigt werden (Friedrich, 1996; Muñoz et al., 2003; Kim & Kim, 2003).

$$J = \sum_i^K \sum_{n \in S_j} |x_n - \mu_j|^2 \quad (3.1)$$

2. Segmentierungsverfahren, die neben statistischen auch topologische Eigenschaften berücksichtigen, können in zwei Gruppen unterteilt werden (Fortin et al., 2000; Muñoz et al., 2003; Mueller et al., 2004):
 - a) Die erste Gruppe basiert auf Algorithmen der Kantendetektion (Haralick et al., 1973; Burrough & McDonnell, 1998; Richards & Jia, 2006; Fortin et al., 2000; Lillesand & Kiefer, 2000; Jensen, 2004), bei denen die detektierten Grenzelemente zu Objekten vereinigt werden.
 - b) Regionenbasierte Ansätze gehen von einzelnen Rasterzellen (seed pixel) aus, die den Kristallisationskern für ein iteratives Regionenwachstum sowohl in dessen räumlicher Nachbarschaft als auch im n -dimensionalen Merkmalsraum bilden. Als Abbruchkriterien dienen Zwänge und definierte Heterogenitätsbedingungen, die das Regionenwachstum stoppen (z.B. Anstoßen an eine andere Regionengrenze oder vom Nutzer vorgegebene Grenzen).

3.1.3.1 FNE-Algorithmus

Vor dem Hintergrund der Mehrdimensionalität der Landschaft und die sie repräsentierenden kontinuierlichen Flächendatensätze (vgl. Kap. 2 u. Abb. 3.2) wird in dieser Arbeit auf einen regionenbasierten Segmentierungsansatz zurückgegriffen. Das erste kommerzielle Verfahren, das insbesondere für die Analyse von Radar- und geometrisch hochauflösenden Fernerkundungsdaten entwickelt wurde, ist der sog. FNE-Algorithmus (FNE = fractal evolution net; Baatz & Schäpe, 2000; Benz et al., 2004). Der Algorithmus betrachtet die Rasterzellen der Eingangsdaten als Ein-Pixel-Bildobjekte, die in einer iterativen und lokalen Optimierungsprozedur paarweise unter der Bedingung zusammengefasst werden, dass der Anstieg der Heterogenität H des neuen Objektes bzw. Segmentes in Bezug auf den Gesamtmerkmalsraum minimal ist. H bezieht sich dabei sowohl auf primäre Spektral- als auch Formobjektmerkmale entsprechend Gleichung (3.2).

$$H = w_{color} \times \Delta h_{color} + w_{shape} \times \Delta h_{shape} \quad (3.2)$$

mit $w_{color} \in [0, 1], w_{shape} \in [0, 1], w_{color} + w_{shape} = 1$

Die Spektralheterogenität Δh_{color} folgt Gleichung (3.3), wonach Δh_{color} sich aus der Differenz bzw. Distanz zwischen statistischen Objektmerkmalen $f_{obj_1,n}$ und $f_{obj_2,n}$ im n -dimensionalen Merkmalsraum ergibt (z.B. Objektmittelwert oder -standardabweichung).

$$\Delta h_{color} = \sqrt{\sum_d (f_{obj_1,n} - f_{obj_2,n})^2} \quad (3.3)$$

Die Formheterogenität Δh_{shape} resultiert dagegen aus dem Gleichgewicht zwischen der Kompaktheit (compactness) und Gleichmäßigkeit (smoothness) eines Objektes (Gl. (3.4)).

$$\Delta h_{shape} = w_{compt} \times \Delta h_{compt} + w_{smooth} \times \Delta h_{smooth} \quad (3.4)$$

Die Kompaktheit Δh_{compt} wird durch das Verhältnis der Gesamtkantenlänge bzw. den Umfang eines Objektes l und der das Objekt einschließenden Pixel \sqrt{n} beschrieben (Gl. (3.5)), wohingegen die Gleichmäßigkeit eines Objektes sich aus dem Verhältnis zwischen dem faktischen Umfang l und der kürzest möglichen Kantenlänge b ableitet (Gl. (3.6)).

$$h_{compt} = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (3.5)$$

$$h_{smooth} = \frac{l}{b} \quad (3.6)$$

Die Parameter w_{color} , w_{shape} , w_{smooth} und w_{compt} ermöglichen die Wichtung der Heterogenitätsfaktoren, um eine anwendungsbezogene Anpassung der Segmentierungsergebnisse zu erreichen. Wird durch den Heterogenitätsanstieg der vom Benutzer definierte Heterogenitätsschwellenwert H überschritten, kommt es zum Abbruch des Prozesses. Je größer der Schwellenwert ist, desto mehr Objekte werden verschmolzen. Bei jedem Segmentierungsdurchlauf simuliert der Algorithmus das gleichzeitige Wachsen von Segmenten unter Beachtung einer regelmäßigen räumlichen Verteilung im Zellenraster (Benz et al., 2004).

3.1.3.2 Objektvalidierung

Die Qualität von Segmentierungsergebnissen steht im Zusammenhang mit dem Grad der Über- und Untersegmentierung bzw. der Frage, ob zu viele oder zu wenige Segmente generiert werden (Delves et al., 1992; Devereux et al., 2004). Die Segmentierungsergebnisse sind abhängig von einer Vielzahl verfahrensspezifischer Parametereinstellungen bzw. Stellschrauben. Die 'Eichung' der Stellschrauben wird allerdings zumeist subjektiv vorgenommen, was mit dem Fehlen eines allgemein anwendbaren Validierungsalgorithmus für Segmentierungsergebnisse verbunden ist. Für jedes Segmentierungsverfahren ist deshalb eine auf den Datensatz bezogene optimale Parametereinstellung zu bestimmen (Möller et al., 2007a).

Für Zhan et al. (2005) ist Objektvalidierung „the problem of matching objects“. Das heißt, dass mindestens auf zwei hierarchischen Ebenen Segmentierungsergebnisse mit Referenzinformationen hinsichtlich ihres Übereinstimmungsgrades verglichen werden. Der Übereinstimmungsgrad von Objekten bezieht sich sowohl auf topologische als auch geometrische Unterschiede (Molenaar, 1998; de Bruin et al., 1999; Ragia & Winter, 2000; Zhan et al., 2005):

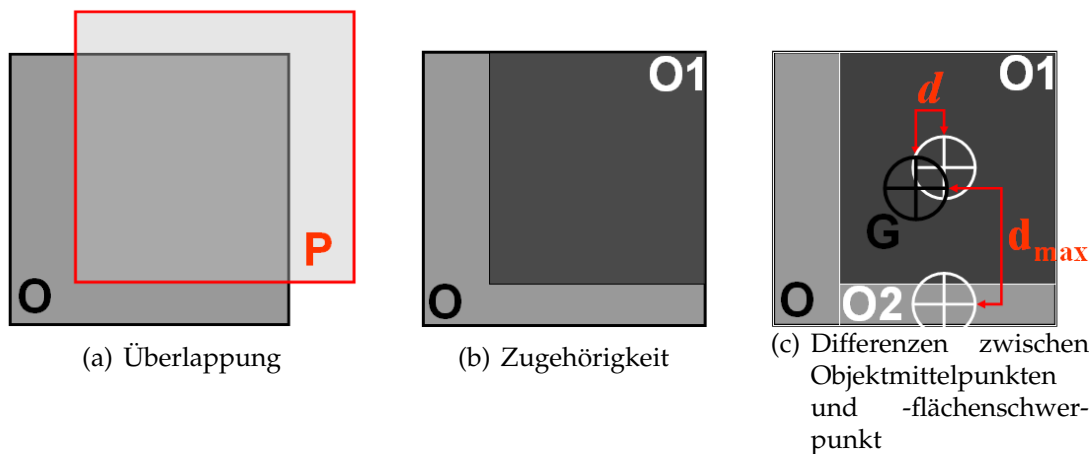


Abb. 3.5: Topologische und geometrische Beziehungen zwischen zwei Objektebenen (Möller et al., 2007a)

1. Topologische Unterschiede stehen im Zusammenhang mit den Merkmalen 'Zugehörigkeit' und 'Überlappung' (Fig. 3.5). In Abbildung 3.5a überlappen sich die beiden Objekte O und P . Beide Objektebenen sind nicht hierarchisch verknüpft. Nach einer topologischen Überlagerungsoperation ist das resultierende Objekt $O1$ Bestandteil des Ausgangsobjektes O (Fig. 3.5 b). Eine 'part of'-Relation besteht, wenn sich $O1$ und O auf zwei hierarchischen Ebenen befinden und sie topologisch verknüpft sind (vgl. Kap. 3.2). $O1$ fungiert dann als Sub-Objekt des übergeordneten Super-Objektes O . Topologische Objektdifferenzen können durch den Vergleich der Objektflächengröße zwischen O und $O1$ quantifiziert werden.
2. Geometrische Objektdifferenzen ergeben sich aus dem Mittelpunktvergleich zweier hierarchisch verknüpfter Objekte mit dem Flächenschwerpunkt des Referenzobjektes. Abbildung 3.5c zeigt den Flächenschwerpunkt G des Super-Objektes O sowie die Mittelpunkte der Objekte $O1$ und $O2$.

3.2 Skalenwechsel

Ein Skalenwechsel in Geoinformationssystemen kennzeichnet allgemein die digitale Abstraktion oder Konkretisierung von Informationen mit Raumbezug, wenn sich der Betrachtungsmaßstab ändert (Molenaar, 1998). Ausdruck dessen ist die Änderung der Homogenität von Bezugseinheiten (support; Abb. 3.6). Eine Erhöhung wird als Aggregation (Upscaling), eine Erniedrigung als Disaggregation (Downscaling) bezeichnet. Mathematisch kann die Beziehung zwischen zwei Maßstabsebenen entsprechend Gleichung (3.7) beschrieben werden.

$$z(s_1) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z(s_2; i) \quad (3.7)$$

Dabei wird von folgenden Prämissen ausgegangen (Bierkens et al., 2000):

- Eine Bezugseinheit mit der Ausdehnung s_1 enthält n Bezugseinheiten mit der Ausdehnung s_2 .

- Bezugseinheiten werden als nicht überlappend im räumlichen Sinne betrachtet.
- Die Werte von Raumeinheiten höherer Skalenebenen $z(s_1)$ sind das Ergebnis von Aggregationsoperationen auf der Grundlage der Werte, die den Bezugseinheiten einer niedrigeren Skalenebene s_2 zugeordnet sind.

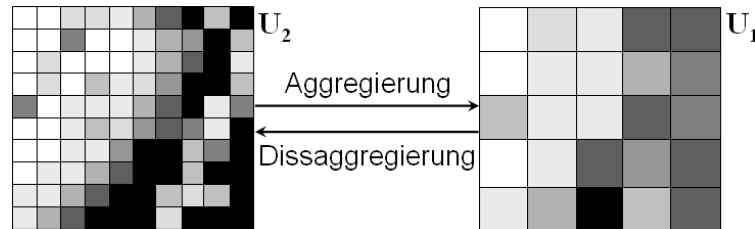


Abb. 3.6: Aggregation und Dissaggregation: $A_e(U_2) = A_e(U_1)$, $s_2 < s_1$

Auf der Basis dieser Vereinfachungen werden in den folgenden Abschnitten verschiedene strukturelle Aspekte des semantischen und geometrischen Maßstabswechsels betrachtet, die für die Arbeit von Bedeutung sind.

3.2.1 Semantische Objekttaggregation

Bei der semantischen Objekttaggregation werden Regeln definiert, nach denen klassenspezifische Attribute unter Berücksichtigung kartographischer Einschränkungen zusammengefasst werden sollen. Dabei entstehen sowohl räumliche als auch semantische Klassenhierarchien.

In Abbildung 3.7 ist die hierarchisch übergeordnete Super-Klasse S durch das Attribut S_1 gekennzeichnet, deren Werte s_1 in den hierarchisch untergeordneten Sub-Klassen W als auch A auftreten. Die Klassen W und A sind somit Teile (subset) der Super-Klasse S im räumlichen *und* semantischen Sinne.

Klassen können aber auch nur nach semantischen Gesichtspunkten gruppiert werden, selbst wenn sie räumlich nicht miteinander in Beziehung stehen. Gruppierungsmerkmale werden als Meta-Attribute bezeichnet, die entstehenden Klassen als Meta-Klassen. So sind beispielsweise die Sub-Klassen W und B Mitglieder (member) der Meta-Klasse M , gehören aber unterschiedlichen Super-Klassen (hier: S bzw. U) an.

Die dargestellte Struktur beschreibt den einfachsten Teil einer zweistufigen Klassenhierarchie. Die Struktur ist auf beliebig viele Hierarchieebenen erweiterbar. Das bedeutet, dass auch Super-Klassen unter Berücksichtigung des gemeinsamen räumlichen Bezugs Teile von hierarchisch übergeordneten Klassen sein können. Dadurch existieren im Gegensatz zu Meta-Klassen zwischen Sub- und Super-Klassen Vererbungslinien. So vererbt in Abbildung 3.7 Super-Klasse S das Merkmal S_1 an die Sub-Klassen A und W . Gruppierungen zu Meta-Klassen sind hingegen unabhängig vom räumlichen Bezug hierarchieübergreifend möglich, in dem Klassen verschiedener Hierarchiestufen miteinander in einer Meta-Ebene zusammengefasst werden.

3.2.2 Geometrische Objekttaggregation

Widersprechen Objekteigenschaften dem kartographischen Grundprinzip der skalenspezifischen Lesbarkeit, können die betreffenden Objekte unabhängig von ihrer semanti-

3 GIS-basierte Objektbegrenzung, Skalenwechsel und Klassifikationen

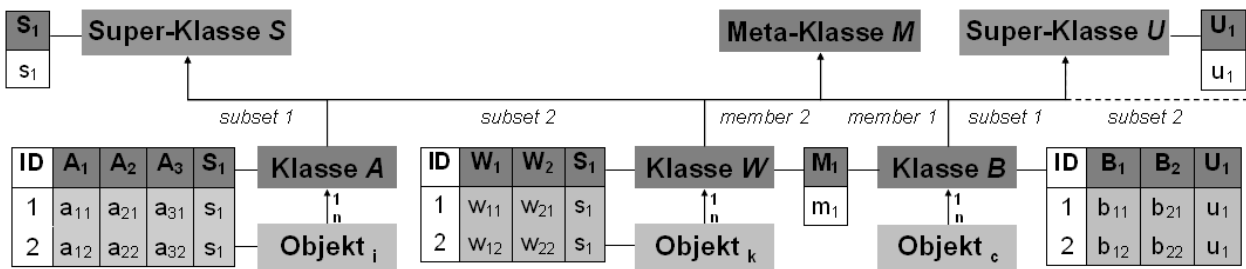


Abb. 3.7: Beziehungen zwischen Super- und Meta-Klassen (nach Molenaar, 1998).

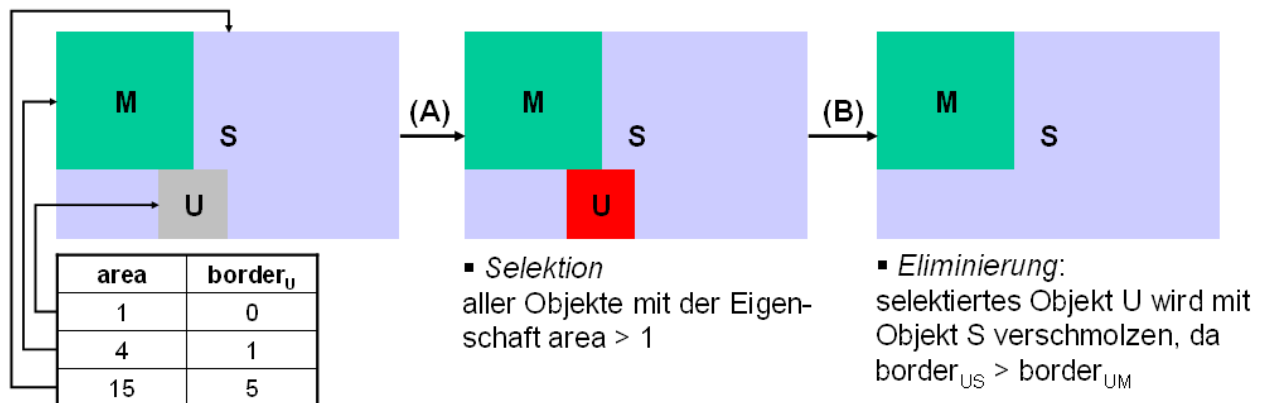


Abb. 3.8: Geometrische Objektintegration mit den Teilschritten (A) 'Selektion' und (B) 'Eliminierung' (nach Molenaar, 1998, S. 169)

schen Klassenzugehörigkeit mit benachbarten bzw. sie umschließenden größeren Objekten entsprechend ihrer kartographischen Mindestgröße zusammengeführt werden (vgl. Hake et al., 2002). Die dazu notwendigen Datenbankabfragen beziehen sich auf topologische und Flächenmerkmale.

Abbildung 3.8 verdeutlicht den zweistufigen Vorgang, bei dem die Objekte *M*, *S* und *U* – die aus einer klassenbezogenen Objektintegration hervorgegangen sind – hinsichtlich ihrer kartographischen Integrität überprüft werden sollen:

1. Als Selektionskriterium dient die minimale Flächengröße, die durch den Wert 1 des geometrischen Attributes *area* ausgedrückt wird.
2. Das Objekt *U*, das nicht das Integritätskriterium erfüllt, wird mit dem Objekt *S* verschmolzen, wobei neben der geometrischen auch die thematischen Informationen eliminiert werden. Die größte gemeinsame Grenze zu einem Nachbarobjekt stellt dabei das semantische Eliminierungskriterium dar. Hier ist die gemeinsame Grenze zwischen den Objekten *S* und *U* größer als die Grenze zwischen den Objekten *U* und *M* ($border_{US} > border_{UM}$).

3.2.3 Aggregation und Disaggregation

Eine Methode zur Aggregation und Disaggregation von Raumeinheiten vor dem Hintergrund des MAUP-Effektes (vgl. Kap. 3.1.2) ist die Variation von Abbruchkriterien bei

regionenbasierten Segmentierungsverfahren (vgl. Kap. 3.1.3.1). Dabei entstehen multi-skalare Objektstrukturen (Woodcock & Harward, 1992; Burnett & Blaschke, 2003; Hall & Hay, 2003; Benz et al., 2004; Kim & Kim, 2003):

- Jede resultierende Segmentierungsebene zeichnet sich durch ein spezifisches Aggregationsniveau aus, das durch die Heterogenität der Objekte bestimmt wird. Abgesehen vom untersten und obersten Aggregationsniveau (Stufen [+1] und [-1]; vgl. Abb. 1.5, S. 18 u. Abb. 2.1, S. 24) kann jedes Objekt durch zwei hierarchische Zustandsformen entsprechend den Prinzipien hierarchisch strukturierter Landschaften beschrieben werden (vgl. Kap. 2.1).
- Alle Objekte sind über 'part of'-Beziehungen topologisch verknüpft (Wielemaker et al., 2001). Das heißt, dass bei jedem Maßstabswechsel die Heterogenität der quantitativen oder qualitativen Klassenmerkmale auf der höheren Abstraktionsstufe erhalten bleibt. Die Eigenschaften der untergeordneten Sub-Klassen werden somit auf die übergeordnete Super-Klasse von 'unten nach oben' vererbt.

In Abbildung 3.9 sind die qualitativen Eigenschaften A , B und C den Sub-Objekten 11, 12 und 13 zugeordnet. Die Heterogenität der Super-Klasse wird durch die Flächenanteile der Sub-Objekte mit den zugehörigen Eigenschaften A , B und C ausgedrückt. Werden innerhalb einer 'part of'-Relation heterogene Klassenmerkmale einer Super-Einheit abstrahiert, erreichen sie ein neues semantisches Abstraktionsniveau, ohne dass es zu einem Wechsel der Hierarchiestufe kommt. Herz (1973) spricht in diesem Zusammenhang von einer 'abstrahierenden Transformation'. Im entgegengesetzten Fall der 'konkretisierenden Transformation' wird dagegen ein homogenes Merkmal inhaltlich differenziert.

Multiskalare Objektstrukturen bieten die Voraussetzung für die semantische und geometrische Aggregation bzw. Disaggregation von heterogenen Raumeinheiten (Wielemaker et al., 2001). Damit können multi-skalare Datensätze mit hierarchischen und nachbarschaftsbezogenen Attributen erzeugt werden, die eine skalenübergreifende Merkmal-sabfrage erlauben (Tab. 3.2).

3.3 Klassifikation

Klassifikationsalgorithmen zielen auf die Übertragung von Merkmalen eines oder mehrerer Testgebiete auf andere Untersuchungsgebiete. Innerhalb der Arbeit werden Objektklassenzugehörigkeiten betrachtet (vgl. Kap. 3.3.1.3). In Abbildung 3.10 entsprechen die Untersuchungsgebiete U_1 , U_2 und U_3 Stichproben, die die zu übertragenden Objektklassen anhand ihrer Variablen und statistischen Kennwerte charakterisieren. Auf der Grundlage der Stichproben kommt es zu einer Gruppierung des n -dimensionalen Merkmalsraumes, wobei die Objektmerkmale des Merkmalsraumes mit denen der Stichproben verglichen und mit Hilfe von Klassifikatoren Objektklassen zugeordnet werden.

Die drei folgenden Kapitel beschäftigen sich mit den in der Arbeit verwendeten parametrischen und nicht-parametrischen Klassifikatoren (Kap. 3.3.1), Aspekten der Stichprobenauswahl (Kap. 3.3.2) sowie der Bewertung der Klassifikationsgenauigkeit (Kap. 3.3.3).

3 GIS-basierte Objektbegrenzung, Skalenwechsel und Klassifikationen

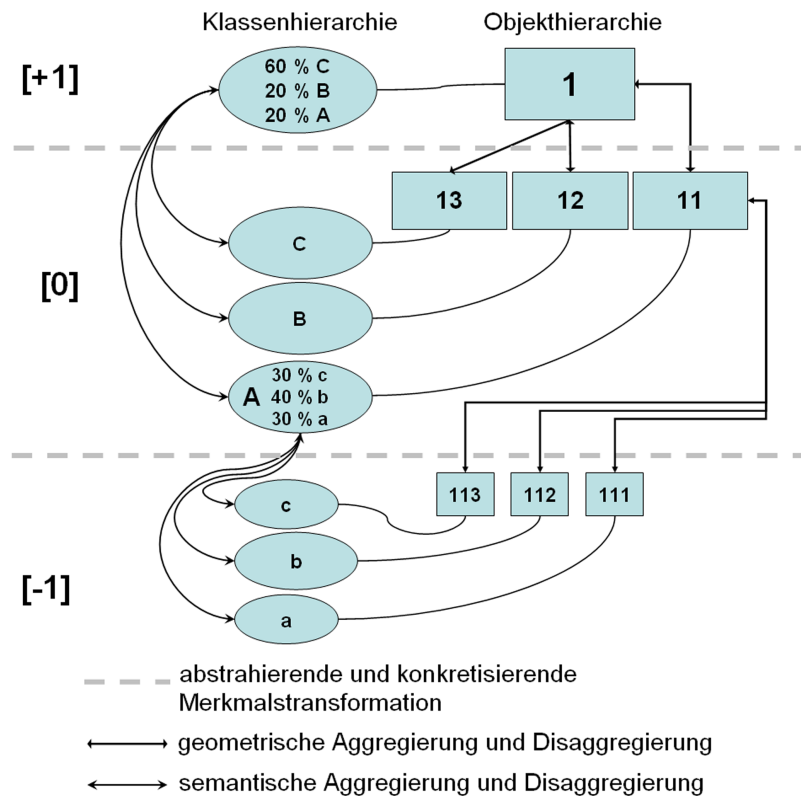


Abb. 3.9: 'part of'-Relationen zwischen Super-Objekten und Sub-Objekten als Voraussetzung für die Aggregation und Disaggregation von Raumeinheiten (Herz, 1973; Molenaar, 1998; Wielemaker et al., 2001)

Tab. 3.2: Beispiele hierarchischer, nachbarschaftsbezogener und textueller Attribute (Baatz et al., 2002)

	Attribute	Beschreibung	Gleichung
Nachbarschaft	Mean difference to neighbours	Grauwertdifferenz ΔC_N zw. den Mittelwerten \bar{C} der benachbarten Objekte L und L_i gewichtet durch die Länge $\frac{l}{l_{Si}}$ der gemeinsamen Grenze bei einer Anzahl von n Objekten	$\Delta C_N = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^n l_{Si} (\bar{C}_L - \bar{C}_{Li})^2$
Hierarchie	Relative area of super-object (vgl. Abb. 3.5b)	Verhältnis zwischen der Fläche A des Bezugsobjektes und der Fläche A_{SO} des zugehörigen Super-Objektes	$RA_{SO} = \frac{A}{A_{SO}}$
	Relative position to super-object (vgl. Abb. 3.5c)	Quotient aus der Distanz d des Bezugsobjekt-Mittelpunktes zum Mittelpunkt des zugehörigen Super-Objektes und der Distanz d_{max} des Objekt-Mittelpunktes, das am weitesten vom Mittelpunkt des zugehörigen Super-Objektes entfernt ist	$RP_{SO} = \frac{d}{d_{max}}$
Textur	Average mean difference to neighbors of sub-objects	Mittelwert ΔC_T der Differenzen zwischen dem Mittelwert \bar{C} des Super-Objektes SO und den Mittelwerten \bar{C} der zugehörigen Sub-Objekte O_i	$\Delta C_T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{C}_{L,SO} - \bar{C}_{O_i})$

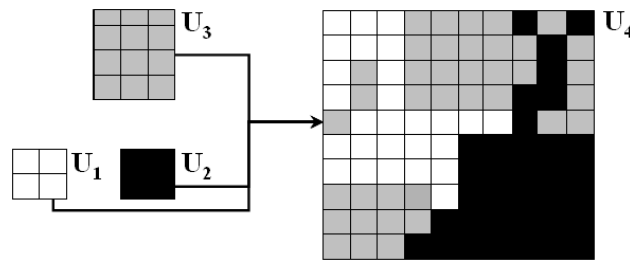


Abb. 3.10: Prinzip parametrischer und nicht-parametrischer Klassifikationen: $A_e(U_1) + A_e(U_2) + A_e(U_3) < A_e(U_4)$ (nach Bierkens et al., 2000, S. 9)

3.3.1 Klassifikatoren

3.3.1.1 Parametrische Ansätze

Parametrische Ansätze gehen von klassenspezifischen multivariaten Gaußschen Normalverteilungen im n -dimensionalen Merkmalsraum aus, die von Stichproben abgeleitet werden. Dementsprechend stellen die Klassifikatoren hohe Anforderungen an die statistische Repräsentativität der Stichproben (vgl. Kap. 3.3.2).

Der 'Maximum Likelihood'-Algorithmus (Swain & Davis, 1978; Hord, 1982) hat sich seit Jahrzehnten – auch im Vergleich zu neueren Verfahren – als robustes Klassifikationsverfahren erwiesen (vgl. Richards & Jia, 2006; Pal & Mather, 2003; Shupe & Marsh, 2004; Mather, 2004). Basierend auf dem Stichproben-Mittelwertvektor m_k und der Stichproben-Kovarianzmatrix Σ_k wird für jeden Objektwert eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion g_k berechnet. Ein Objektwert mit einem assoziierten Merkmalsvektor x gehört zu einer Klasse c_j von N Klassen, wenn

$$g_j(x) > g_k(x) \text{ für alle } j \neq k \text{ mit } j, k = 1, \dots, N. \quad (3.8)$$

Für die multivariate Gaußsche Normalverteilung gilt dabei folgende Diskriminanzfunktion:

$$g_k(x) = \ln(p(\mathbf{x}|c_j)) = \ln \sum_{\mathbf{k}} + (\mathbf{x} - m_k)^T \sum_{\mathbf{k}}^{-1} (\mathbf{x} - m_k) \quad (3.9)$$

Neben den Ansprüchen an die Trainingsgebiete wird als Nachteil aller parametrischen Ansätze der Umstand angesehen, dass Klassifikatoren starre Geometrien (z.B. Quadrate oder Kuben) im Merkmalsraum nutzen, deren Ausdehnung durch die Stichproben bestimmt werden (Hubert-Moy et al., 2001). Dabei können Klassifikationsergebnisse entstehen, die durch ein starkes 'Rauschen' bzw. eine große Anzahl von räumlich isolierten und falsch klassifizierten Objektwerten gekennzeichnet sind.

3.3.1.2 Nicht-parametrische Ansätze

Nicht-parametrische Verfahren versuchen, iterativ Grenzen zwischen verschiedenen Klassen im Merkmalsraum abzuleiten. Der Vorteil der Verfahren besteht darin, dass die Stichproben keine statistische Normalverteilung aufweisen müssen. Allerdings erfordern die Klassifikatoren eine hohe Stichprobenanzahl (Hubert-Moy et al., 2001).

Ein nicht-parametrisches Standardverfahren ist der 'Nearest Neighbour'-Algorithmus (Hubert-Moy et al., 2001; Richards & Jia, 2006). Eine boolesche Klassenzugehörigkeit er-

3 GIS-basierte Objektbegrenzung, Skalenwechsel und Klassifikationen

gibt sich aus der geringsten euklidischen Distanz d zwischen den durch Stichproben definierten Objektklassen m_k und dem zu klassifizierenden Objekt x_i (Gl. (3.10)).

$$d(x, m_k) = \sqrt{\sum_i (x_i - m_{i,k})^2} \quad (3.10)$$

In den letzten Jahren haben Ansätze an Bedeutung gewonnen, die auf der Verknüpfung von Euklidischer Distanz und Fuzzy Logik beruhen und die Darstellung von unscharfen Klassenzugehörigkeiten bei der Klassifikation von Fernerkundungs- und Reliefdaten erlauben (z.B. Schiewe et al., 2001; Blaschke & Strobl, 2003; Blaschke, 2005; Blaschke et al., 2005; Möller et al., 2007a). Fuzzy Logik ist eine Erweiterung der booleschen Logik (Burrough & McDonnell, 1998). Dabei wird von einer unscharfen Menge A ausgegangen, die für einen Objektraum Z durch die Elemente z entsprechend Gleichung (3.11) definiert ist.

$$A = MF_A^Z(z) \quad (3.11)$$

Die Zugehörigkeitsfunktion $MF_A(z)$ kennzeichnet den Grad der Zugehörigkeit von z in A . Der Zugehörigkeitsrahmen wird durch die boolesche Logik aufgebaut, wobei gewöhnlich 0 keiner Zugehörigkeit und 1 einer vollen Zugehörigkeit gleichgesetzt wird. Je geringer die Euklidische Distanz d zwischen Objektmerkmalen im Merkmalsraum ist, desto höher ist der Grad der Klassenzugehörigkeit A . Basierend auf d wird eine exponentielle und n-dimensionale Zugehörigkeitsfunktion $z(d)$ berechnet, wobei der Parameter k den Anstieg von $z(d)$ bestimmt (Gl. (3.12); Baatz et al., 2002).

$$z(d) = e^{-kd^2} \quad (3.12)$$

3.3.1.3 Regelbasierte Ansätze

Ein-dimensionale Zugehörigkeitsfunktionen sind geeignet, um Regeln in Form von Einschränkungs- oder Ausschlusskriterien zu definieren. Abbildung 3.11 zeigt zwei ein-dimensionale Beispielfunktionen:

1. Die lineare Zugehörigkeitsfunktion entspricht zwei geneigten Linien, die sich bei $MF_A = 1$ im Klassenmittelpunkt treffen (Abb. 3.11a). Der Winkel der geneigten Linien bestimmt die Weite des Übergangsbereiches zwischen $MF_A = 1$ und $MF_A = 0$.
2. Die sinusoidale Zugehörigkeitsfunktion (Abb. 3.11b) ist entsprechend Gleichung 3.13 definiert, wobei a für den Parameter steht, mit dem die Größe und Form des Funktionskörpers und der Umschlagspunkt hinsichtlich der booleschen Klassengrenzen variiert werden kann. Der Umschlagspunkt wird erreicht, wenn der Wert der Zugehörigkeitsfunktion $MF_A = 0,5$ beträgt, was dem Wertebereich bzw. der Klassenbreite C gleich kommt.

$$MF_A(z) = \frac{1}{(1 + a(z - C)^2)} \quad (3.13)$$

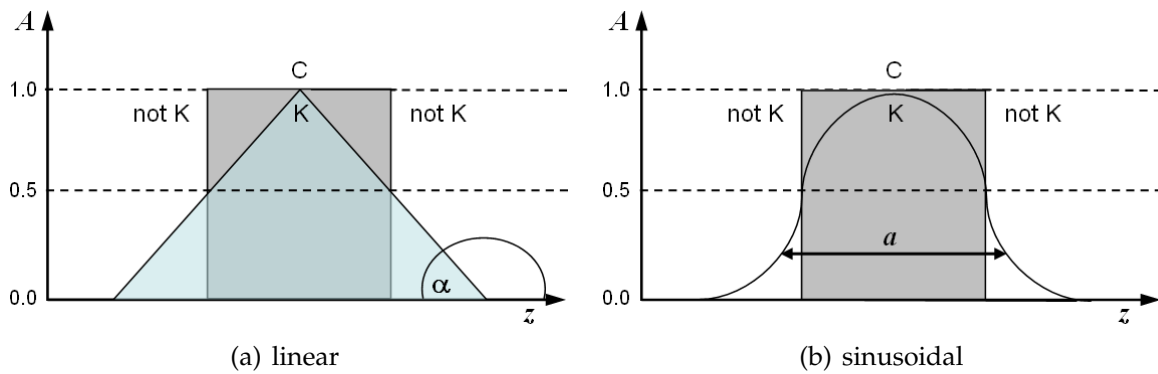


Abb. 3.11: Ein-dimensionale Zugehörigkeitsfunktionen (nach Burrough & McDonnell, 1998)

3.3.2 Stichproben

Aus dem letzten Abschnitt wurde deutlich, dass der Erfolg einer Klassifikationsoperation im entscheidenden Maße von der Repräsentanz und Anzahl der Stichproben der jeweiligen Zielklassen in Bezug auf den zu klassifizierenden Gesamtdatensatz abhängt. Die Repräsentanz bezieht sich sowohl auf den Datensatz als auch auf die Realwelt und kennzeichnet die ausreichende Erfassung der n -dimensionalen Merkmalsvariabilität bzw. Signatur einer Klasse sowie deren Unterscheidbarkeit von anderen Klassen. Während die Merkmalsvariabilität im Merkmalsraum mit statistischen Standardmaßen charakterisiert werden kann, ist die Trennbarkeit von Klassen durch eine quantitative Bewertung der Fehlerwahrscheinlichkeit einer Klassifikation mithilfe von Abstandsmaßen bestimmbar. Zur Bewertung von parametrischen Klassifikatoren wird häufig die 'Jeffries Matusita'-Distanz JM eingesetzt, mit der die Wahrscheinlichkeitsdichten von normalverteilten Merkmalen zweier Klassen berechnet und deren statistische Abstände bestimmt werden können (Gl. (3.14); Swain & Davis, 1978; Richards & Jia, 2006). Dabei stehen i, j für die zu vergleichenden Klassensignaturen, $C_{i,j}$ für die Kovarianzmatrix von i bzw. j und T für die Transpositionsfunktion. Der Mittelvektor von i bzw. j wird durch $\mu_{i,j}$ ausgedrückt und die Determinante von i bzw. j durch $|C_{i,j}|$.

$$JM_{ij} = \sqrt{2(1 - e^{-\alpha})} \text{ mit } JM_{ij} \in [0,1414] \quad (3.14)$$

$$\text{mit } \alpha = \frac{1}{8}(\mu_i - \mu_j)^T \left(\frac{C_i + C_j}{2} \right)^{-1} (\mu_i - \mu_j) + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{\frac{1}{2} |C_i + C_j|}{\sqrt{|C_i| \times |C_j|}} \right]$$

Nicht-parametrische Abstandsmaße basieren dagegen oft auf der Euklidischen Distanz d (Gl. (3.10), S. 39). Im Gegensatz zu den JM -Werten erlauben die d -Werte nur einen relativen Vergleich.

Obwohl die Ansprüche der verschiedenen Klassifikatoren an die Trainingsgebiete differieren, kommen verschiedene Studien zum Schluss, dass die Klassifikationsgüte mit der Anzahl der Stichproben und benutzten Merkmale bzw. Kanäle steigt (z.B. Pal & Mather, 2003; Foody & Mathur, 2004a; Mather, 2004). Goodchild et al. (1994) zufolge kann eine ausreichende Stichprobenanzahl n auf der Grundlage der Binominalverteilung ent-

sprechend Gleichung (3.15) bestimmt werden, bei der p die gewünschte Genauigkeit, E der tolerierbare Fehler und z_α die Normalverteilung entsprechend dem vorgegebenen Signifikanzintervall darstellt. Der Zusammenhang zwischen Stichprobenanzahl, Signifikanzintervall und tolerierbarem Fehler geht aus Tabelle 3.3 hervor.

$$n = \frac{p \times q}{\left(\frac{E}{z_\alpha}\right)} \tag{3.15}$$

Tab. 3.3: Beziehung zwischen Stichprobenanzahl (A), Signifikanzintervall (SI) und tolerierbarer Fehlerstufe (FS; nach Goodchild et al., 1994)

FS	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,07	0,1	0,15	0,2	0,25
A_{SI=0,10}	2704	676	300	169	108	55	27	12	7	4
A_{SI=0,05}	4330	1082	481	271	173	88	43	19	11	7
A_{SI=0,01}	8656	2164	962	541	346	176	87	38	22	14

Eine Erhöhung der verwendeten Merkmale zieht eine höhere Stichprobenanzahl nach sich. Allerdings ist es insbesondere bei der Klassifikation heterogener Untersuchungsgebiete und/oder n-dimensionaler Datensätze aus Kosten- und Zeitgründen oftmals nicht möglich, die notwendige Anzahl an Trainingsgebieten bereitzustellen. Strategien zur Verringerung der Trainingsgebietsanzahl bestehen insbesondere in der Reduktion der Datendimensionalität beispielsweise durch die Bildung von Indizes, die Entwicklung eines effizienten Samplingdesigns, eine vorgeschaltete Cluster-Analyse oder die Einbeziehung bereits vorhandener Informationen. Nicht-parametrische Verfahren benötigen zudem oftmals keine vollständigen Klassenbeschreibungen. Vielmehr ist es ausreichend, Stichproben aus dem Grenzbereich zwischen Klassen im Merkmalsraum abzuleiten (Foody & Mathur, 2004b).

3.3.3 Klassifikationsgenauigkeit

Jede Klassifikation kann als ein vereinfachtes Modell der Realität betrachtet werden, das – wie alle Modelle – Unsicherheiten aufweist. Der Wert eines Klassifikationsproduktes ist deshalb an seiner Klassifikationsgenauigkeit zu messen, die eine wichtige Kommunikationsgrundlage zwischen Hersteller und Nutzer darstellt. Der Überprüfung der Genauigkeit liegen – wie beim Training der Klassifikatoren – Stichproben zugrunde, die allerdings unabhängig von den Trainingsstichproben sein sollten. Es gelten dabei die gleichen Bedingungen (Repräsentanz, ausreichende Stichprobenanzahl) und die damit verbundenen Probleme (Aufwand).

Stehmann (1997) und Foody (2002) geben einen umfassenden Überblick zu Bewertungsmethoden der Klassifikationsgenauigkeit. Viele Bewertungsverfahren basieren auf Konfusionsmatrizen bzw. Kreuztabellen, aus denen Indizes zum Übereinstimmungsgrad zwischen Referenzinformationen und zugehörigen Klassifikationsergebnis abgeleitet werden (Abb. 3.12). Dabei wird davon ausgegangen, dass jeder Fall (z.B. Pixel oder Objekt) eine eindeutige bzw. volle Klassenzugehörigkeit aufweist (Abb. 3.12).

Das einfachste Maß ist die Gesamtgenauigkeit GG (overall accuracy), die den Anteil der korrekt zugewiesenen Fälle an allen Referenzinformationen kennzeichnet (Diagonale der Kreuztabelle; Gl. (3.16)).

		Actual Class				Σ
		A	B	C	D	
Predicted Class	A	n_{AA}	n_{AB}	n_{AC}	n_{AD}	n_{A+}
	B	n_{BA}	n_{BB}	n_{BC}	n_{BD}	n_{B+}
	C	n_{CA}	n_{CB}	n_{CC}	n_{CD}	n_{C+}
	D	n_{DA}	n_{DB}	n_{DC}	n_{DD}	n_{D+}
Σ		n_{+A}	n_{+B}	n_{+C}	n_{+D}	n

Die grau hervorgehobenen Elemente der Hauptdiagonalen repräsentieren die Fälle, wo Referenz und Klassifikationsergebnis inhaltlich übereinstimmen. Die übrigen Fälle außerhalb der Diagonalen enthalten dagegen die Fälle, wo Referenz und Klassifikationsergebnis keine Übereinstimmung aufweisen.

Abb. 3.12: Die Konfusionsmatrix und Maße der Klassifikationsgenauigkeit (aus Foody, 2002)

$$GG = \frac{\sum_{k=1}^q n_{kk}}{n} \times 100 \quad (3.16)$$

Sollen einzelne Klassen bewertet werden, sind die Hersteller- und Nutzergenauigkeit (producer's bzw. user's accuracy) gebräuchlich. Die Herstellergenauigkeit HG gibt die tatsächliche Trefferquote der Klassifikation hinsichtlich der Referenzinformationen bzw. der 'Realität' an (Summe der Spalten; Gl. (3.17)).

$$HG = \frac{n_{ii}}{n_{i+}} \quad (3.17)$$

Die Nutzergenauigkeit NG (Gl. (3.18)) drückt dagegen die Wahrscheinlichkeit aus, mit der ein Objekt oder Pixel einer 'genutzten' analogen bzw. digitalen Karte (hier: Klassifikationsergebnis) als wahr einzuschätzen ist. Der Informationsgehalt des Klassifikationsproduktes wird den Referenzpunkten zugeordnet und mit den korrekt klassifizierten Treffern verglichen (Summe der Reihen).

$$NG = \frac{n_{ii}}{n_{+i}} \quad (3.18)$$

Ein wesentlicher Kritikpunkt der genannten Indizes besteht darin, dass die Varianz bei der Auswahl der Stichproben unberücksichtigt bleibt, so dass der Übereinstimmungsgrad zwischen Referenz und Klassifikationsergebnis durch eine hohe Zufallskomponente bzw. unbekannte statistische Signifikanz gekennzeichnet ist und verschiedene Klassifikationsergebnisse nicht verglichen werden können (Stehmann, 1997). Als Alternative bzw. Ergänzung zur Gesamtgenauigkeit findet deshalb häufig der Kappa-Koeffizient Verwendung (Rosenfield & Fitzpatrick-Lins, 1986). Im Gegensatz zur Gesamtgenauigkeit wird beim Kappa-Koeffizienten davon ausgegangen, dass sowohl die Klassifikation als auch die Referenz auf unabhängigen Klassenzuweisungen gleicher Verlässlichkeit beruhen. Diese beiden unabhängigen Grundgesamtheiten werden miteinander verglichen, wodurch Zufallsübereinstimmungen berücksichtigt werden können.

Ein wichtiger Aspekt der Vergleichbarkeit von Bewertungsverfahren betrifft die Frage, ab wann ein Klassifikationsergebnis als 'akzeptabel' einzuschätzen ist. Abgesehen von projektspezifischen Zielvorgaben hat sich in der Literatur der Wert einer 85 %igen Ge-

3 GIS-basierte Objektbegrenzung, Skalenwechsel und Klassifikationen

samtgenauigkeit bei einer Einzelklassengenauigkeit von mindestens 70 % durchgesetzt (Thomlinson et al., 1999).

Neben der Validierung mittels Konfusionsmatrizen besteht zusätzlich die Möglichkeit, die Flächenanteile zwischen klassifizierten und Referenzklassen innerhalb von definierten Bezugseinheiten zu vergleichen. Neben dem allgemein genutzten 'Pearson Produkt Moment'-Korrelationskoeffizienten r (vgl. McGarigal et al., 2002) wird insbesondere in der hydrologischen Modellierung der 'Nash Sutcliff'-Koeffizient NSK verwendet (Gl. (3.19), Gupta et al., 1998, 1999; Ajami et al., 2004).

$$NSK = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (q_i^{sim} - q_i^{obs})^2}{\sum_{i=1}^n (q_i^{obs} - q_{obs}^{mean})^2} \quad (3.19)$$

Mit dem NSK können Abweichungen simulierter Werte q_i^{sim} vom Mittelwert der Referenzwerte q_{obs}^{mean} quantifiziert werden. Je näher NSK zum Optimalwert 1 tendiert, desto geringer sind die zu erwartenden Abweichungen (Nash & Sutcliff, 1970).

Teil II

Disaggregation von Landnutzungs- und Bodendaten

4 Landnutzung

Ein Ackerschlag ist „ein von festen Grenzen wie Wegen, Rainen, Gewässern oder Wald umgebenes und einheitlich bewirtschaftetes bzw. mit einer Fruchtart bestelltes Feld- oder Ackerstück“ (Dietzel et al., 2000, S. 68). Ackerschläge unterliegen einem räumlich-zeitlichen Wandel, der u.a. von der Anpassung an die fortschreitende Mechanisierung, der Zuwegung und dem jährlichen Fruchtartenwechsel abhängig ist. Ackerschläge sind weiterhin Untereinheiten der Nutzungskategorie 'Landwirtschaftsfläche' (Abb. 1.4, S. 18), die ebenfalls einer räumlich-zeitlichen Dynamik unterworfen ist. Einerseits ist eine stetige Abnahme der absoluten Landwirtschaftsfläche vor allem zugunsten von Siedlungs- und Verkehrsflächen zu verzeichnen (Penn-Bressel, 2004), andererseits wechselt innerhalb der Landwirtschaftsfläche das räumliche Verteilungsmuster der Kategorien 'Ackerflächen' und 'Grünland' bzw. 'Brache'. Die Ableitung von Ackerschlägen setzt deshalb die Bereitstellung eines aktuellen Datensatzes der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen' voraus.

Das Ziel des Kapitels besteht in der räumlich-zeitlichen Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen' für den Bezugszeitraum 1999. Dabei wird der semantische Informationsgehalt bereits existierender Landnutzungsinformationen in die Klassifikation von Landsat-Satellitenbildern integriert (vgl. Kap. 1.1). Vor dem Hintergrund der Validierung von Segmentierungsergebnissen (vgl. Kap. 3.1.3) liegt ein besonderer Schwerpunkt des Kapitels in der Bewertung der Segmentierungsgenauigkeit, die am Beispiel der Abgrenzung von Ackerschlag-Objekten realisiert wird (Kap. 4.3.2). Anhand eines Ackerschlages wird schließlich verdeutlicht, wie durch die Integration von statistischen, spektralen und phänologischen Informationen Aussagen zur aktuellen Feldfrucht abgeleitet werden können (Kap. 4.4).

4.1 Untersuchungsgebiet

Das Untersuchungsgebiet hat eine Größe von etwa 435 km², ist Teil der Naturraumes 'Schwarzerde-Region des Harzvorlandes' und befindet sich etwa 20 km nördlich der Stadt Halle (Saale) im Unteren Saaletal (Abb. 4.1). Typischerweise herrscht innerhalb der Naturraumeinheit vorwiegend ackerbauliche Nutzung vor, die im Untersuchungsgebiet etwa drei Viertel der Fläche ausmacht. Die Lage der Ackerflächen korrespondiert mit der Verbreitung der fruchtbaren Lössböden.

Die Lössböden treten vergesellschaftet als Tschernoseme in flachen Lagen (Hochflächen und Niederungen), als Pararendzinen in steileren Lagen sowie als Kolluvien in Senken- und Talbereichen auf. Die Böden sind - bedingt durch die strukturarme Großflächenintensivlandwirtschaft, die Erosivität der Starkniederschläge im Sommer und die hohe Erodierbarkeit der bodenbildenden Ausgangssubstrate - durch flächen- und linienhafte Erosion gefährdet (Wurbs et al., 2007).

Die geringen Niederschläge von etwa 470 mm/a und das kontinental geprägte Klima sind Ausdruck der Zugehörigkeit des Untersuchungsraumes zum mitteldeutschen Tro-

4 Landnutzung

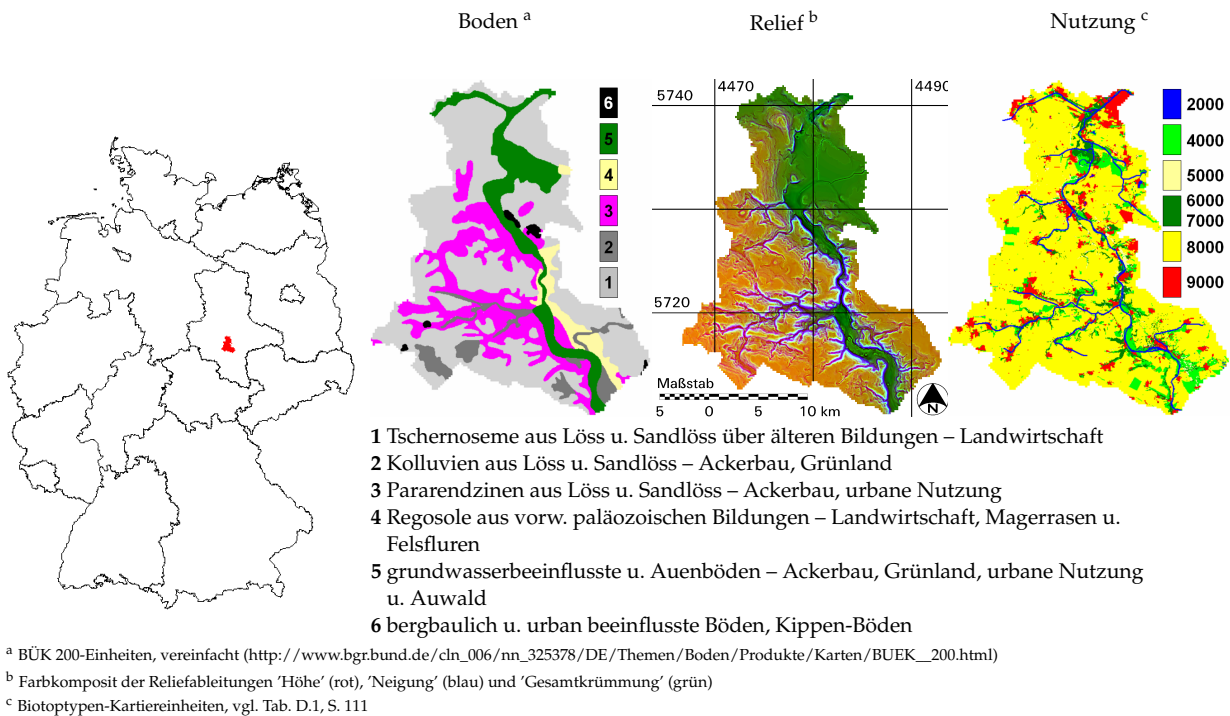


Abb. 4.1: Lage und Ausstattung des Untersuchungsgebietes

ckengebiet und seiner Lage im Regenschatten des Harzes. Die heutige Reliefgestalt des Untersuchungsgebietes und die Verteilung der Ausgangssubstrate geht vor allem auf die glazialen und weichselkaltzeitlichen periglazialen Bildungsbedingungen der Saalekaltzeit zurück.

Die von West nach Ost streichende Halle-Hettstedter Gebirgsbrücke – die auch geomorphologisch als schwach reliefierte Hochfläche in Erscheinung tritt und überwiegend von weichselkaltzeitlichen Löss und untergeordnet von saalekaltzeitlichen Geschiebemergel bedeckt wird – nimmt den Hauptteil des Untersuchungsgebietes ein. Die Hochfläche wird vom Durchbruchstal der Saale und vom Schlenzetal geteilt. Die nördliche Begrenzung der Hochfläche bildet das Wippertal. Die Hochflächenränder sind von Kerbsohlentälern zerschnitten, die in Richtung der Hochflächen in Wannens- und Flachmuldentäler übergehen. Vor allem an den Hochflächenrändern treten ältere Bildungen des Buntsandstein, Zechstein und Permokarbon hervor. Die Talaufweitungen nördlich und südlich des Saaledurchbruches sowie im Mündungsbereich der Schlenze stehen mit Subrosionsvorgängen von Zechsteinsedimenten im Zusammenhang (Schuberth, 1997; Kurnert, 1970; Villwock, 1983; Gläßer, 1985; Möller, 2001, 2005).

4.2 Daten

Der Begriff 'Flächennutzung' hat eine funktionale Dimension und impliziert einen sozio-ökonomischen Zweck. Damit unterscheidet sich die Flächennutzung von der 'Flächenbedeckung', die die (bio-)physische Bedeckung der Erdoberfläche kennzeichnet. Während die Flächenbedeckung direkt beobachtet werden kann, sind zur Zuordnung einer Flächennutzung meist Zusatzinformationen notwendig. Zwischen beiden Kategorien beste-

hen Wechselwirkungen (Meinel & Hennersdorf, 2002).

Die Erhebung von Flächennutzungen und -bedeckungen kann kataster-, fernerkundungsgestützt oder auf der Grundlage von Flächenstichproben erfolgen. Die Methoden weisen Unterschiede hinsichtlich der Erhebungsbasis, Flächendeckung, Auswertemethodik, Aktualität, dem zugrundeliegenden Raumbezug sowie der räumlich-semantischen Genauigkeit auf. Erfassungsprobleme ergeben sich dabei aus der Diversität der Flächenbedeckungsarten, der Bedeckungsmischung, der räumlichen Abgrenzung von Nutzungs- und Bedeckungsarten, Bedeckungs- bzw. Nutzungsänderungen sowie der Datenverfügbarkeit (Meinel & Hennersdorf, 2002).

4.2.1 Biotoptypenkartierung

Die Biotoptypenkartierung zielt auf die Erfassung von Landnutzungstypen sowie Lebensräumen spezifischer Lebensgemeinschaften von Pflanzen, die durch einheitliche Lebensbedingungen gekennzeichnet sind (Schäfer, 2003). Für die Länder Sachsen, Thüringen und Sachsen-Anhalt existieren flächendeckende Biotoptypkartierungen im Maßstab 1:10.000, die auf der Auswertung von CIR¹-Luftbildern basieren. Allerdings unterscheiden sich die Kartierungen hinsichtlich ihrer Systematik und Klassendefinition. Deshalb wurde für das Saale-Einzugsgebiet von Rosenberg et al. (2003) in Anlehnung an FANC (2002) eine Harmonisierung der Datensätze zu einem einheitlichen Biotoptypenschlüssel vorgenommen (Anh.: Tab. D.1, S. 111).

4.2.2 Statistische Bodennutzungsdaten

Die statistischen Landesämter² halten verschiedene Kennwerte zur Bodennutzung vor, die auf einer katastergestützten Erhebung beruhen. Hinsichtlich der Bodennutzung ist zwischen 'Bodennutzungshaupterhebung' (Anh.: Tab. D.2, S. 112) und der 'Bodenflächenerhebung nach der Art der landwirtschaftlichen Nutzung in landwirtschaftlichen Betrieben' zu unterscheiden (Anh.: Tab. D.3, S. 112). Die Angaben zur Bodennutzungshaupterhebung werden jährlich an einem Stichtag erhoben und folgen dem 'Betriebssitzprinzip'. Die ackerbaulichen Flächennutzungen der landwirtschaftlichen Betriebe (Ackerfrüchte) werden dabei am Ort des Betriebssitzes, unabhängig von ihrer Lage, auf Kreisebene aggregiert. Damit sind die Angaben nicht vergleichbar mit denen der Bodennutzungshaupterhebung, die nach dem 'Belegenheitsprinzip' vorgenommen wird. Auf der Grundlage von Flächennutzungsplänen werden hier alle vier Jahre Flächennutzungskategorien auf Gemeinde- und Kreisbasis aufgenommen, in denen sie tatsächlich liegen.

4.2.3 Fernerkundungsdaten

Für das Bezugsjahr 1999 ist ein multitemporaler Satellitenbild-Datensatz³ mit den drei Aufnahmetermen 30.04., 03.07. (Landsat 5TM) und 13.09. (Landsat 7ETM+) akquiriert worden. Die Landsat 7-Datensatz enthält zusätzlich eine panchromatische Szene (Tab. 4.1). Zur Weiterverarbeitung sind die Landsat-Szenen anhand von 200 Kontrollpunkten einer Georeferenzierung unterzogen worden (Gauss-Krüger-Projektion, Bessel-Ellipsoid

¹CIR = Colored InfraRed

²<http://www.statistik-portal.de/Statistik-Portal/LinksUebersicht.asp>

³Quelle: Eurimage[®] (<http://www.eurimage.com>)

Tab. 4.1: Eigenschaften des Landsat-Bildmaterials

	Parameter	Landsat
	Aufnahmesystem	Scanner
	Flughöhe	705 km
	Inklination	97,2°
	Umlaufzeit	16 d
	Bildgröße	185 × 185 km
	Bildtiefe	8 bit
	Geometrische Auflösung	15 m (panchromatisch)* 30 m (multispektral)
Kanäle	PAN* (panchromatisch)	0,52–0,90 μm
	1 VIS (blau)	0,45–0,52 μm
	2 VIS (grün)	0,52–0,60 μm
	3 VIS (rot)	0,63–0,69 μm
	4 NIR	0,76–0,90 μm
	5 SWIR1	1,55–1,75 μm
	7 SWIR2	2,08–2,35 μm

* nur bei Landsat 7ETM+

und Datum Potsdam). Die 200 Kontrollpunkte wurden topographischen Karten des Maßstabes 1:25.000 entnommen. Der mittlere Fehler lag unter einem Pixel.

Die referenzierten multi-spektralen Landsat-Szenen bildeten die Grundlage für die Berechnung von verschiedenen Ableitungen (Lillesand & Kiefer, 2000; Richards & Jia, 2006):

- Der *NDVI* (Normalized Difference Vegetation Index) gehört zu den Parametern, deren Berechnung zu einer Modifikation des spektralen Informationsgehaltes hinsichtlich bestimmter Zielobjekte führt. So können mit dem *NDVI* aufgrund der Reflexionsunterschiede photosynthetisch aktiver Pflanzenbestände im roten und NIR-Kanal verdeutlicht werden (z.B. zwischen Grünland und Ackerfläche oder zwischen Ackerfrüchten).
- Die Hauptkomponenten-Transformation *HKT* zielt dagegen auf eine Reduzierung der Datenmenge, wobei sich der Informationsgehalt des Bildmaterials nur minimal verringert. Die Varianz des Merkmalsraumes, die dem Informationsgehalt gleichgesetzt wird, erreicht in der ersten Hauptkomponente ihr Maximum. Alle Hauptkomponenten stehen senkrecht aufeinander und sind durch abnehmende Varianzen gekennzeichnet. Die Summe aller Achsenvarianzen entspricht der Gesamtvarianz des Datensatzes.

Weiterhin sind aus der panchromatischen Landsat 7-Szene IDM-Texturmerkmalsbilder für die vier Richtungen horizontal (h), vertikal (v), linksdiagonal (ld) und rechtsdiagonal (hd) abgeleitet worden (Haralick et al., 1973; Steinnocher, 1994). Das Texturmerkmal IDM (Inverse Difference Moment) ist ein Homogenitätsmaß der räumlichen und spektralen Grauwertverteilung innerhalb einer Rastermatrix und basiert auf sog. GLC-Matrizen (GLC = grey level co-occurrence), die die Übergangswahrscheinlichkeiten p zwischen den verschiedenen Grauwertniveaus i und j charakterisieren (Gl. (4.1)).

$$IDM = \sum_i \sum_j \left(\frac{1}{1 + (i - j)^2} \right) p(i, j) \quad (4.1)$$

Aus den vier richtungsabhängigen Texturmerkmalsbildern ist mit einem Verfahren von Steinnocher (1997) über ein Summen-Differenz-Verfahren ein richtungsunabhängiges Texturmerkmalsbild IDM_{sum} berechnet worden. Hintergrund ist die Überlegung, dass bestimmte Zielobjekte sich durch spezifische texturale Eigenschaften auszeichnen. So kann zwischen richtungsabhängigen (z.B. Ackerflächen), richtungsunabhängigen homogenen (z.B. Wald) und richtungsunabhängigen inhomogenen Flächen (z.B. Siedlung, Grünland) unterschieden werden (vgl. Gerighausen & Möller, 2004; Gerighausen & Möller, 2005).

4.3 Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'

Die Aktualisierungsprozedur folgt dem in Abbildung 4.2 dargestellten Ablaufschema. Ausgehend von einer semantischen Aggregation von Klassen der Biotoptypenkartierung (Kap. 4.3.1) werden die aggregierten Objekte durch die Segmentierung eines multitemporalen Satellitenbilddatensatzes geometrisch differenziert (Kap. 4.3.2). Der Klassifikationsprozess umfasst die Stichprobenerhebung (Kap. 4.3.3), die eigentliche Klassifikation – bei der zwei Klassifikatoren verglichen werden (Kap. 4.3.4) – und die Validierung der Klassifikationsergebnisse (Kap. 4.3.5).

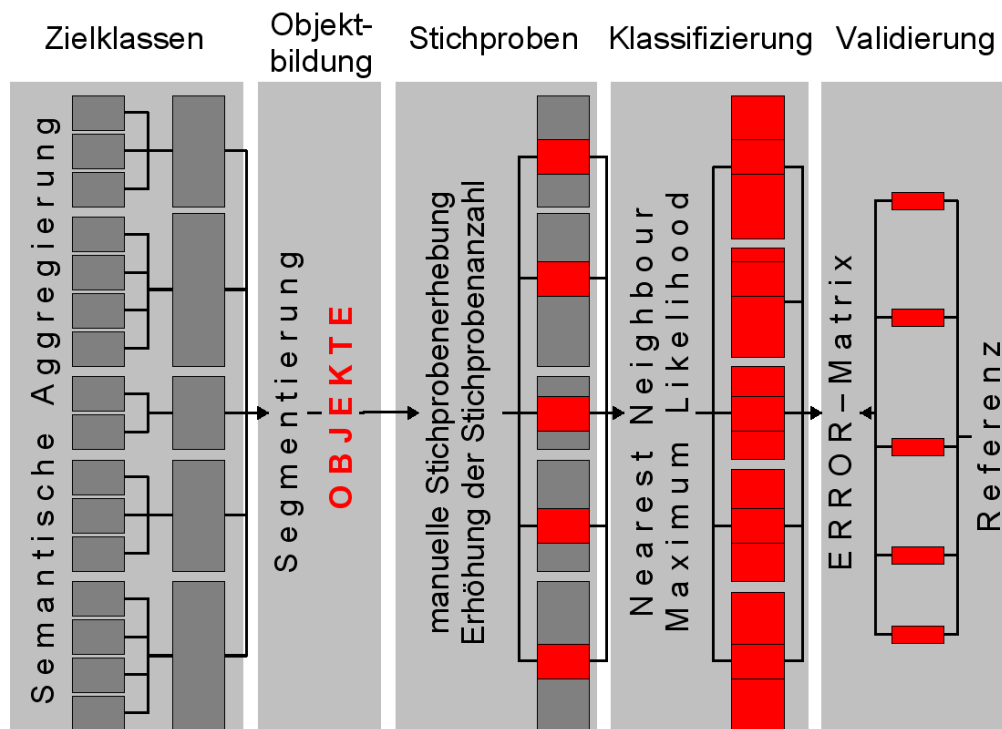


Abb. 4.2: Fließschema zur Ableitung von Ackerschlägen und zur Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'

4.3.1 Zielklassen

Eine Datenintegration setzt die Definition von Zielklassen im räumlichen und semantischen Sinne voraus (vgl. Kap. 1.2). Als räumliche Grundlage dient die Biotoptypenkartierung von 1992 (vgl. Kap. 4.2.1). Landnutzungskategorien, die als Quelle oder Ziel einer Landnutzungsänderung der Kategorie 'Ackerflächen' in Frage kommen, sind entsprechend Tabelle 4.2 einer Aggregation hinsichtlich spektraler (vgl. Abb. 4.10, S. 61) und semantischer Ähnlichkeit unterzogen worden. Die restlichen Klassen blieben aufgrund ihres kleinteiligen Auftretens und damit der schweren Identifizierbarkeit und hohen spektralen Heterogenität (Baumgruppen, Magerrasen, Zwergstrauchheiden, Felsfluren) sowie der angenommenen geringen Dynamik der Klasse 'Urbane unversiegelte Flächen' während der Klassifikationsprozedur unberücksichtigt.

Tab. 4.2: Semantische Aggregation von Biotoptypen-Kartiereinheiten (vgl. Anh.: Tab. D.1, S. 111). Fett hervorgehoben sind die Nutzungskategorien, bei denen ein räumlich-zeitliches Veränderungspotenzial angenommen wird.

	Klasse	ID	Biotoptypen-Code
	Ackerflächen	1	8100, 8200
	Baumgruppen	2	6100, 6200, 6300, 6499, 6500, 6600
	Gewässer	3	2100, 2200, 2300, 2400
	Grünland	4	2500, 4100, 4200, 4300, 4400
	Magerrasen, Felsfluren, Zwergstrauchheiden	5	5100, 5200, 5200, 5400, 5500
	Moor	6	3100, 3200
	Urbane (teil)versiegelte Flächen	7	9100, 9200, 9300, 9500, 2600
	Urbane unversiegelte Flächen	8	9400
	Wald	9	7100, 7200, 7300, 7400, 7500, 7600, 7700
	Abbauf Flächen	10	9600

4.3.2 Objektbildung

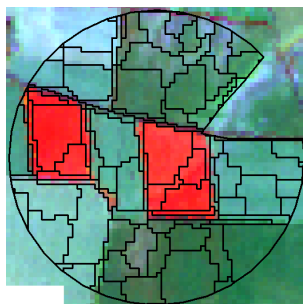
Die Objektbildung basiert auf den in Kapitel 3.1.3.1 beschriebenen FNE-Segmentierungsalgorithmus und bezieht sich auf die Detektion von Ackerschlägen. Ziel ist es, ein optimales Verhältnis der Segmentierungsparameter zu finden. Optimal heißt, dass die Segmentierungsergebnisse ein ausgeglichenes Verhältnis zwischen Unter- und Übersegmentierung aufweisen (vgl. Kap. 3.1.3). Im Mittelpunkt der folgenden Unterkapitel steht deshalb neben der eigentlichen Objektbegrenzungsprozedur (Kap. 4.3.2.1) die Objektvalidierung der Segmentierungsergebnisse (Kap. 4.3.2.2).

4.3.2.1 Objektbegrenzung

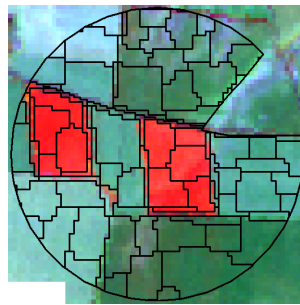
In die Objektbegrenzung ging neben den in Kapitel 4.2.3 aufgeführten multispektralen 18 Landsat-Kanälen auch die Biotoptypenkartierung mit ein. In Tabelle 4.3 sind die verschiedenen Parametereinstellungen dokumentiert. Die resultierenden 50 Segmentierungen unterscheiden sich hinsichtlich ihres Heterogenitätsgrades H (vgl. Abb. 4.7e–h; S. 57) sowie ihrer Kompaktheit, die durch die Parameter w_{shape} - und w_{comp} modifiziert werden kann (Abb. 4.3).

Tab. 4.3: Parametereinstellungen verschiedener Segmentierungsvarianten (vgl. Gl. (3.2) u. (3.4), S. 32)

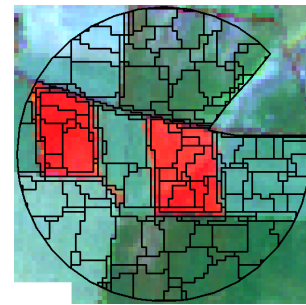
Parameter	Varianten				
	S1	S2	S3	S4	S5
w_{shape}	0,2	0,4	0,4	0,4	0,5
w_{compt}	0,5	0,5	0,3	0,7	0,3
H	10, 20, ... , 100				



(a) S1 mit $w_{shape} = 0,2$ und $w_{compt} = 0,5$



(b) S2 mit $w_{shape} = 0,4$ und $w_{compt} = 0,5$



(c) S3 mit $w_{shape} = 0,4$ und $w_{compt} = 0,3$

Abb. 4.3: Auswirkungen der Parametervariationen von w_{shape} und w_{compt} (vgl. Tab. 4.3)

4.3.2.2 Objektvalidierung

Die Validierungsprozedur kann entsprechend Abbildung 4.4 in die drei Schritte 'Berechnung von Objektmerkmalen' (Kap. 4.3.2.2.1), 'Merkmalsintegration' (Kap. 4.3.2.2.2) und 'Bewertung der Segmentierungsgüte' (Kap. 4.3.2.2.3) gegliedert werden. Voraussetzung ist die Verfügbarkeit von Referenzinformationen. Zu deren Ableitung wurden mit dem Zufallsgenerator von ErdasImagine® 30 Stichproben innerhalb der aggregierten Klasse 'Ackerfläche' gesetzt. Die Stichproben sind danach einer Pufferung (Radius = 1000 m) unterzogen und mit dem aggregierten Biotoptypensatz geometrisch verschnitten worden. Das Verschnittprodukt diente als Grundlage für eine 'on screen'-Digitalisierung bzw. visuelle Interpretation von Ackerschlägen auf der Grundlage von verschiedenen Satellitenbildableitungen (Abb. 4.5).

4.3.2.2.1 Berechnung von Objektmerkmalen Die Objektmerkmale RA_{SO} und RP_{SO} bilden die Grundlage der Objektvalidierung (vgl. Tab. 3.2, S. 37). Während RA_{SO} den Vergleich einzelner Objekte hinsichtlich der topologischen Objektbeziehungen 'Zugehörigkeit' und 'Überlappung' erlaubt, werden mit RP_{SO} geometrische Objektdifferenzen durch den Vergleich von Objektmittelpunkten ausgedrückt (vgl. Kap. 3.1.3.2). Hohe RA_{SO} -Werte stehen dabei für einen hohen räumlichen Übereinstimmungsgrad der relativen Flächeninhalte. Niedrige RP_{SO} -Werte sind dagegen Ausdruck einer geringen Abweichung der Objektmittelpunkte. Treffen beide Bedingungen zu, besteht ein hoher Übereinstimmungsgrad zwischen Referenz- und Bewertungsobjekt.

Beide Merkmale dienen zur Quantifizierung von (1.) Über- und (2.) Untersegmentierungen (Abb. 4.6). Die hierarchisch untere Ebene ergibt sich aus dem Verschnittergebnis zwischen Referenzobjekten UND Segmentierungsergebnissen (lower level \equiv sub-

4 Landnutzung

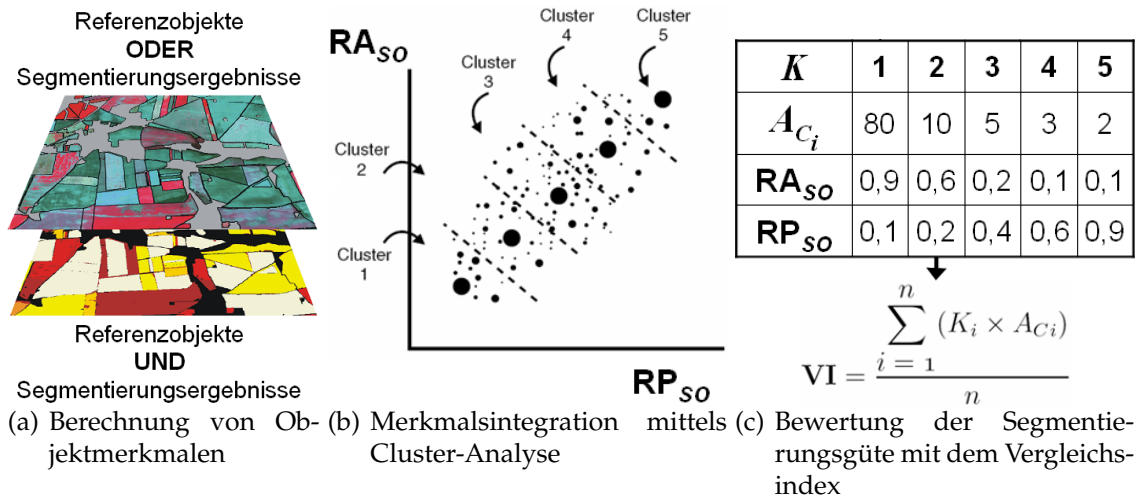


Abb. 4.4: Fließschema zur Validierung von Segmentierungsergebnissen

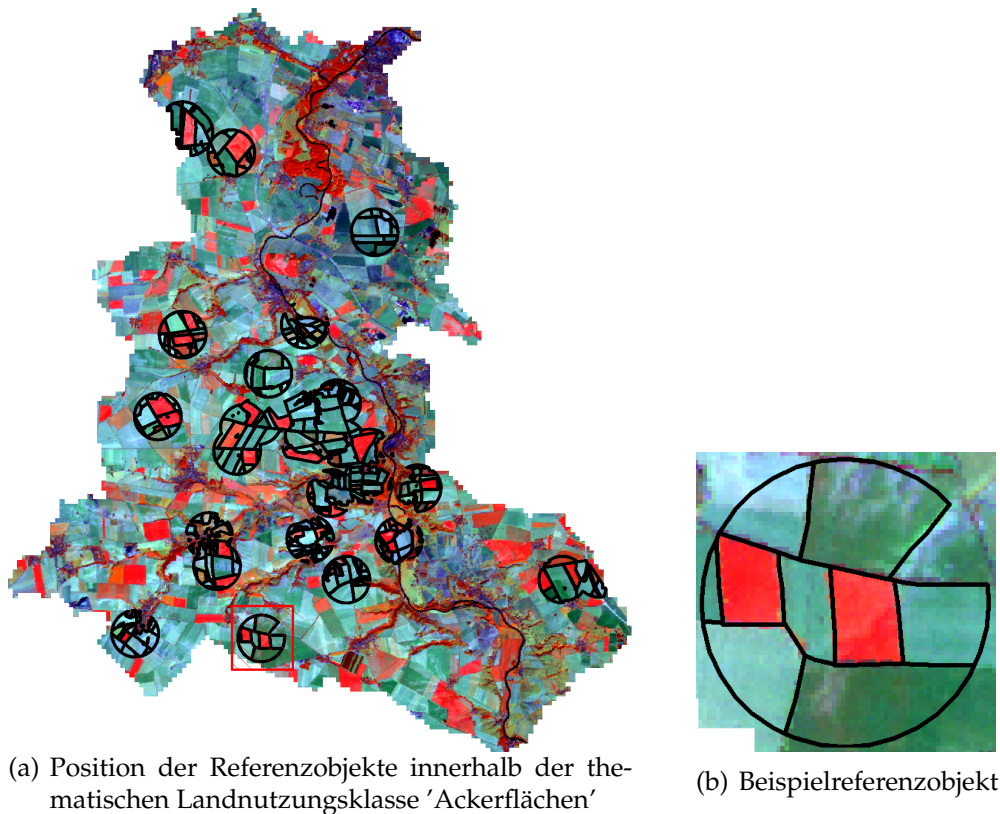


Abb. 4.5: Ergebnisse der 'on screen'-Digitalisierung von Referenzinformationen (Landsat 7-Szene vom 13.09.1999; Kanalkombination 4-5-3)

objects). Die hierarchisch obere Ebene entspricht dagegen entweder den Segmentierungsergebnissen ODER den Referenz-Objekten (upper level \equiv super-objects). Zu einer Merkmalsänderung kommt es bei einer Erhöhung des Heterogenitätsparameters H von x zu $x + n$:

1. Werden Referenzobjekte als obere Ebene (super-objects) angesehen, können Übersegmentierungen identifiziert werden. Übersegmentierungen treten auf, wenn die Größe der segmentierten Objekte kleiner ist als die Größe der Referenzobjekte ($A_O > A_{O1}$; Abb. 4.6a: level x). Die resultierenden Objektmerkmale sind dann kleiner 1 (RA_{SO}) bzw. größer 0 (RP_{SO}).

Wenn im Laufe einer Segmentierungsstufe $x + n$ die Größe der segmentierten Objekte (A_{O1}) die Größe der Referenzobjekte (A_O) erreicht oder übersteigt, sind bei jeder weiteren Erhöhung von H A_O und A_{O1} bzw. G und C_{O1} identisch. Das bedeutet, dass RA_{SO} dem Wert 1 und RP_{SO} dem Wert 0 entspricht. Untersegmentierungen können nicht identifiziert werden, da ab dieser Segmentierungsstufe die Referenzobjekte Teil der segmentierten Objekte sind.

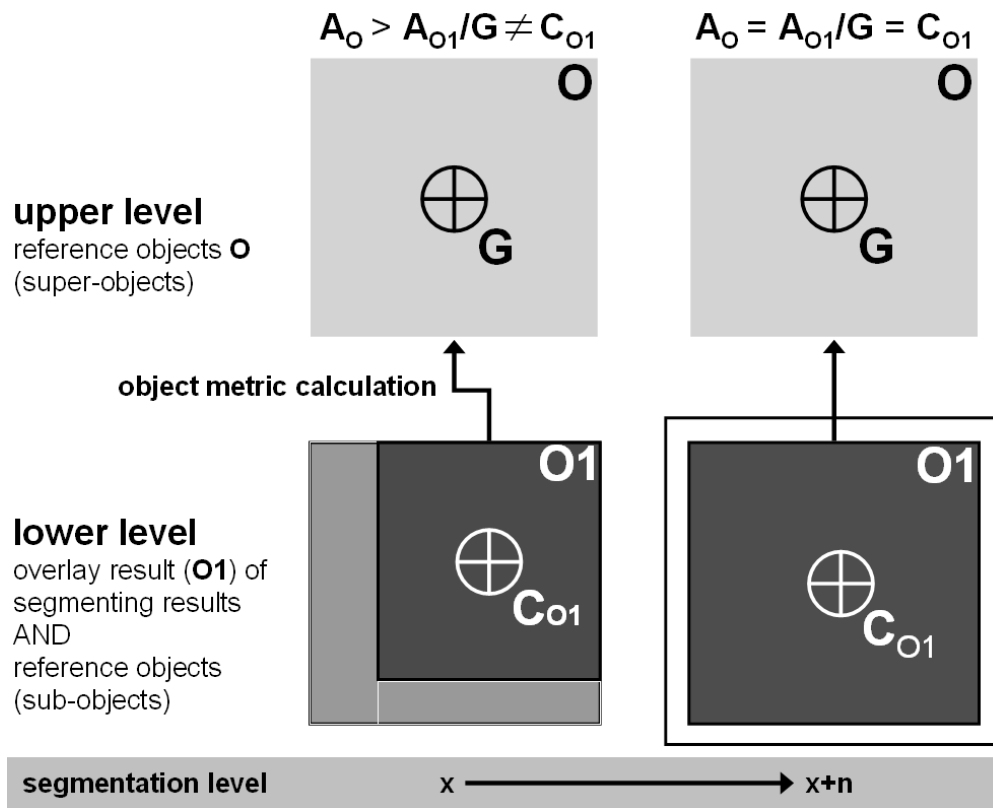
2. Untersegmentierungen sind darstellbar, wenn die segmentierten Objekte als hierarchisch obere Ebene (super-objects) betrachtet wird (Fig. 4.6b). Die topologische und geometrische Übereinstimmung zwischen A_O und A_{O1} dauert an, solange die Größe der Referenzobjekte die Größe der segmentierten Objekte übersteigt (Stufe x). Tritt bei einer Segmentierungsstufe $x + n$ der umgekehrte Fall auf ($A_O > A_{O1}$), beginnen die Merkmalswerte der untersegmentierten Objekte gegen 0 (RA_{SO}) bzw. gegen 1 (RP_{SO}) zu tendieren.

4.3.2.2 Merkmalsintegration Um das Ausmaß von Unter- und Übersegmentierungen bewerten zu können, müssen topologische und geometrische Objektmaße im Zusammenhang betrachtet werden (Zhan et al., 2005). Hier erfolgte eine qualitative Strukturierung des zwei-dimensionalen Merkmalsraumes der Attribute RA_{SO} und RP_{SO} durch eine statistische 'k means'-Gruppierung (vgl. Gl. (3.1), S. 32), die innerhalb der Statistica[®]-Umgebung⁴ durchgeführt wurde. Die resultierenden Cluster zeigen, welche Objekte eine hohe geometrische (geringe RP_{SO} -Cluster-Mittelwerte) und topologische Übereinstimmung (hohe RA_{SO} -Cluster-Mittelwerte) zwischen Super- und Sub-Objekten aufweisen.

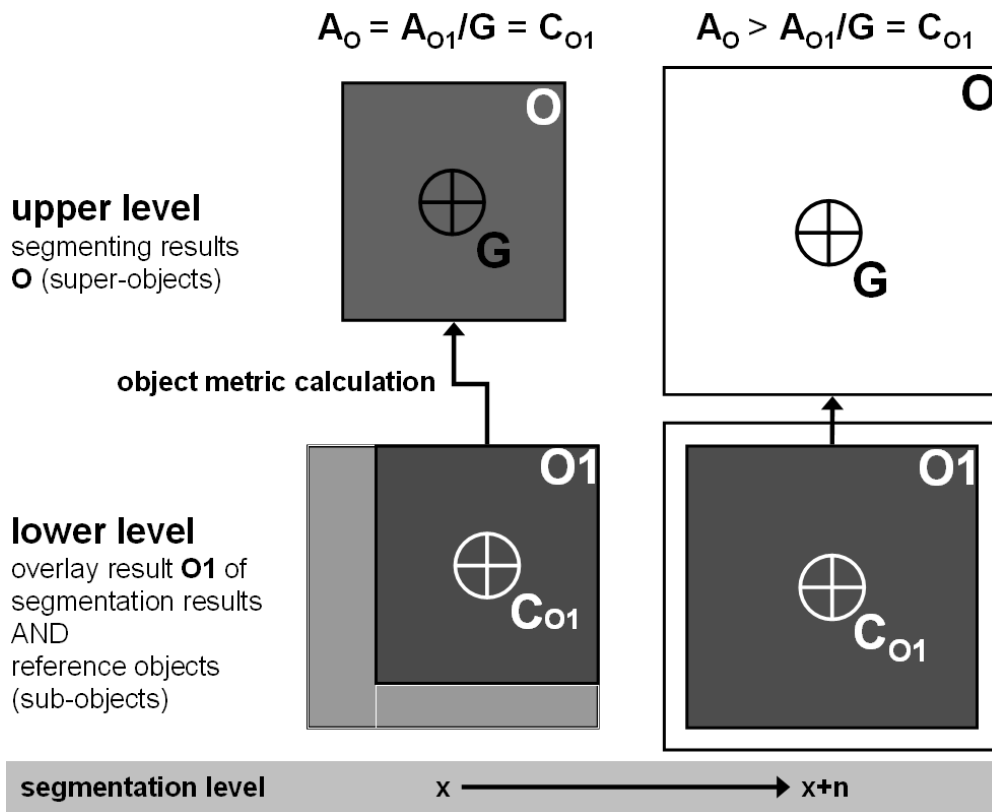
In Abbildung 4.7e–h sind vier Segmentierungsstufen der Variante S1 dargestellt, die anhand der Beispielreferenzobjekte (vgl. Abb. 4.5, S. 54) hinsichtlich ihres Grades der Über- bzw. Untersegmentierung (Abb. 4.7 a–d bzw. i–l) bewertet wurden. Die Bewertungsklassen entsprechen Cluster-Mittelwerten und korrespondieren mit Farbstufen. So steht Dunkelrot für eine hohe (Klasse 5) und grau für eine geringe topologische und geometrische Übereinstimmung (Klasse 0) zwischen Segmentierungsergebnissen und Referenzpolygonen.

Die Bewertungsklassen beziehen sich auf Tabelle A.1 (S. 102), in der alle Cluster-Mittelwerte sowie die Klassenanteile innerhalb der Referenzobjektgesamtlächen dokumentiert sind. Beispielsweise besteht bei der Segmentierungsvariante S1 für den Heterogenitätsparameter $H = 60$ ein hoher Übereinstimmungsgrad zwischen Referenzobjekten und Segmentierungsergebnissen (Abb. 4.7c u. k), da die Bewertungsklasse 5 einen hohen Flächenanteil einnimmt. Das betrifft sowohl den Test auf Übersegmentierung ($RA_{SO} = 0,94$

⁴<http://www.statsoft.com>; option 'maximum distance between clusters'



(a) Test auf Übersegmentierung



(b) Test auf Untersegmentierung

Abb. 4.6: Prinzip zur Berechnung von Objektmerkmalen zur Quantifizierung von Über- und Untersegmentierungen (Möller et al., 2007a)

4.3 Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'

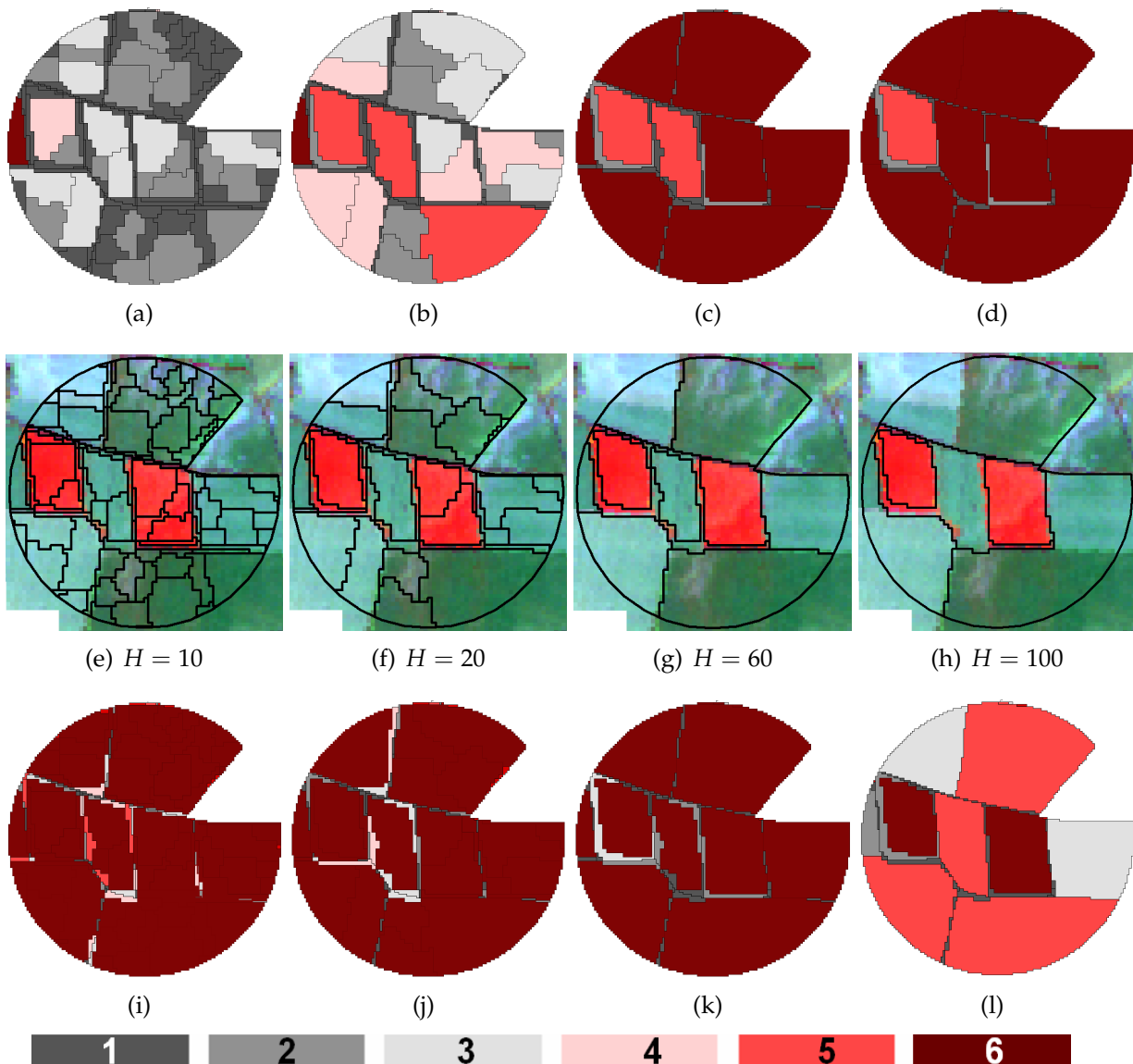


Abb. 4.7: Visualisierung von Cluster-Mittelwerten der Attribute RA_{SO} und RP_{SO} am Beispiel der Segmentierungsvariante S1 (vgl. Tab. 4.3)
 e-h: Landsat ETM-Szene vom 13.09.1999 (Kanalkombination 4-5-3) überlagert von Segmentierungsergebnissen unterschiedlicher Heterogenität. a-d: Merkmalsberechnung in Relation zu Referenzobjekten (vgl. Abb. 4.6a) = Test auf Übersegmentierung; i-l: Merkmalsberechnung in Relation zu Segmentierungsergebnissen = Test auf Untersegmentierung (vgl. Abb. 4.6b).
 Die Attribute der korrespondierenden Vergleichsklassen sind in Tabelle A.1 (S. 102) dokumentiert.

u. $RP_{SO} = 0,03$) als auch auf Untersegmentierung ($RA_{SO} = 0,95$ u. $RP_{SO} = 0,03$). Beide Tests deuten darauf hin, dass für die Segmentierungsvariante S1 bei $H = 60$ der optimale Heterogenitätsparameter H_{opt} zu suchen ist. Ein unausgeglichenes Verhältnis von Unter- und Übersegmentierung veranschaulichen dagegen die Abbildungen 4.7a und b (Übersegmentierung) sowie 1 (Untersegmentierung). Hier erreichen die Flächenanteile der Bewertungsklassen 0 bis 4 ihr Maximum.

4.3.2.2.3 Bewertung der Segmentierungsgüte Während im letzten Abschnitt durch eine Visualisierung der gruppierten Merkmale RA_{SO} und RP_{SO} der für die Segmentierungsvariante S1 optimale Heterogenitätsparameter H_{opt} abgeschätzt werden konnte, geht es nun darum, H_{opt} für alle in Tabelle 4.3 (S. 53) aufgeführten Segmentierungsvarianten vergleichbar zu quantifizieren. Vergleichbar bedeutet, dass die Segmentierungsvarianten hinsichtlich ihrer Güte VI_G zur Detektion von Ackerschlägen bewertet werden.

Als Maß dient der 'Vergleichsindex' VI , der ursprünglich zur Bewertung der potenziellen Wassererosionsgefährdung auf der Grundlage von klassifizierten Relief- und Bodeninformationen entwickelt wurde (Gl. (4.2); Thiere et al., 1984, 1991; Deumlich & Thiere, 1996; Schrödter & Steininger, 2005; Deumlich et al., 2004, 2006). Neben den Flächenanteilen der Bewertungskategorien A_{C_i} innerhalb von Bezugseinheiten (hier: Referenzpolygone) gehen die Abstufungen der Bewertungskategorien (hier: 5 = hoch ... 1 = niedrig) als Wichtungsfaktor C_i in die Gleichung mit ein:

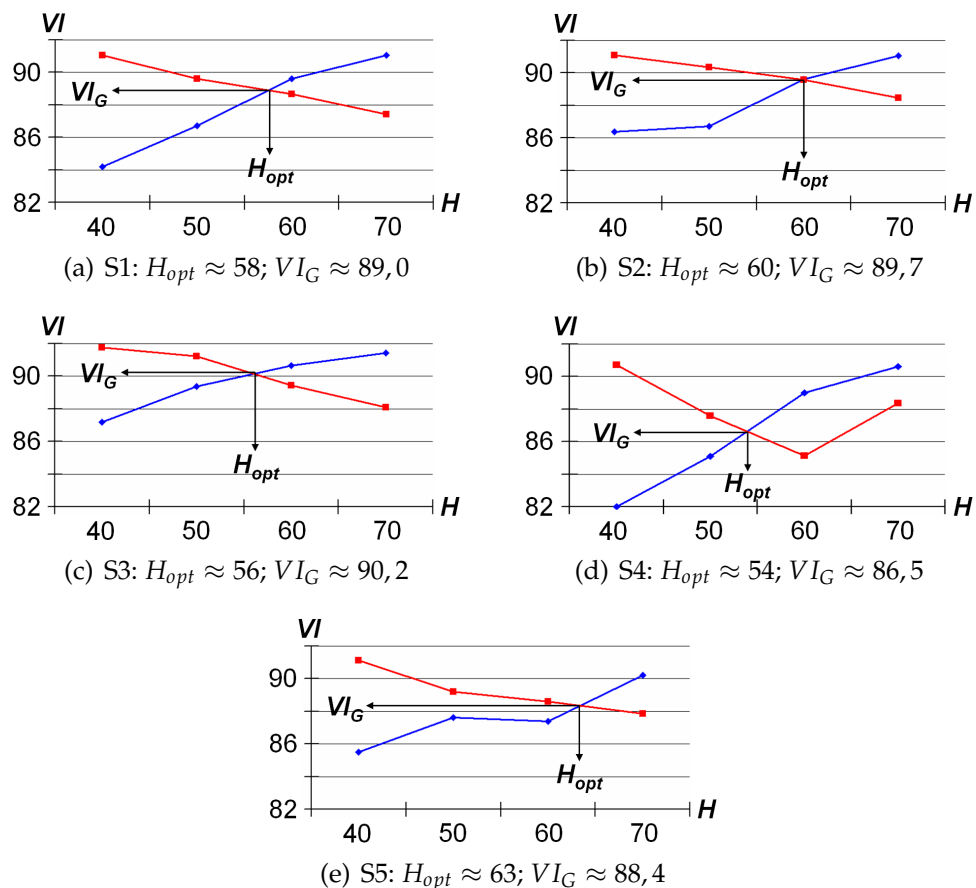
$$VI = \frac{\sum_{i=1}^n (C_i \times A_{C_i})}{n} \quad (4.2)$$

Weiterhin bieten die Dominanz-Tripel (DT) der Bewertungskategorien die Möglichkeit einer Differenzierung der VI -Werte. Beispielsweise hat die VI -Berechnung für die beiden S2-Varianten $H = 50^2$ und $H = 60^2$ einen Wert von 90 ergeben (Anh.: Tab. A.1, S. 102), die sich sowohl hinsichtlich der Flächenanteile als auch Cluster-Mittelwerte der bestimmenden Klassen 5, 4 und 0 unterscheiden.

In Abbildung 4.8 ist für jede Variante und jeweils beide Segmentierungsrichtungen (Test auf Unter- und Übersegmentierung) der Zusammenhang zwischen Vergleichsindex und Heterogenitätsparameter graphisch dargestellt. Die Schnittpunkte der resultierenden Graphen repräsentieren für jede Segmentierungsvariante H_{opt} und V_G und lassen folgende Schlussfolgerungen zu:

- Die Einstellungsparameter der Variante S3 führen mit $V_G = 90,2$ und $H_{opt} = 56$ zum besten Ergebnis hinsichtlich der Detektion von Ackerschlägen (Abb. 4.8c), die deshalb auch die Grundlage für den weiteren Verlauf der Klassifikationsprozedur bilden.
- Die schlechtesten Ergebnisse zeigen mit $V_G = 86,5$ bzw. $V_G = 88,4$ die Varianten S4 und S5 (Abb. 4.3d u. e), die durch hohe w_{compt} - bzw. w_{shape} -Werte gekennzeichnet sind.

4.3 Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'



Legende: ▲ Test auf Übersegmentierung; ■ Test auf Untersegmentierung.

Abb. 4.8: Bestimmung des Segmentierungsgüte VI_G und des optimalen Heterogenitätsparameters H_{opt} für verschiedene Segmentierungsvarianten (vgl. Tab. 4.3, S. 53)

4.3.3 Stichproben

Je größer die Stichprobenanzahl ist, desto höher kann die Klassifikationsgüte eingeschätzt werden (vgl. Kap. 3.3.2). Ziel dieses Abschnittes ist es deshalb, eine ausreichende Anzahl von repräsentativen Stichproben zur Klassifikation der Zielklassen 'Ackerflächen', 'Grünland', 'Gewässer', 'Abbauf Flächen', 'Urbane (teil)versiegelte Flächen'⁵ bereitzustellen, da für diese Klassen ein räumlich-zeitliches Veränderungspotenzial angenommen wird (vgl. Tab. 4.2, S. 52).

Die Stichprobenerhebung beinhaltet die zwei Teilschritte (1.) Signaturanalyse (Kap. 4.3.3.1) und (2.) Erhöhung der Stichprobenanzahl (Kap. 4.3.3.2; vgl. Abb. 4.2, S. 51). Als Eingangsdaten dienen neben den aggregierten Klassen der Biotoptypenkartierung (vgl. Kap. 4.3.1) das Ergebnis der Segmentierungsvariante S3 (vgl. Tab. 4.3, S. 53), das richtungsunabhängige Texturmerkmalsbild des panchromatischen Kanals sowie die NDVI-Indizes und die ersten drei HKT-Ableitungen aller drei Aufnahmetermine (vgl. Kap. 4.2.3).

⁵Im weiteren Verlauf wird die Klasse als 'Urbane Flächen' bezeichnet.

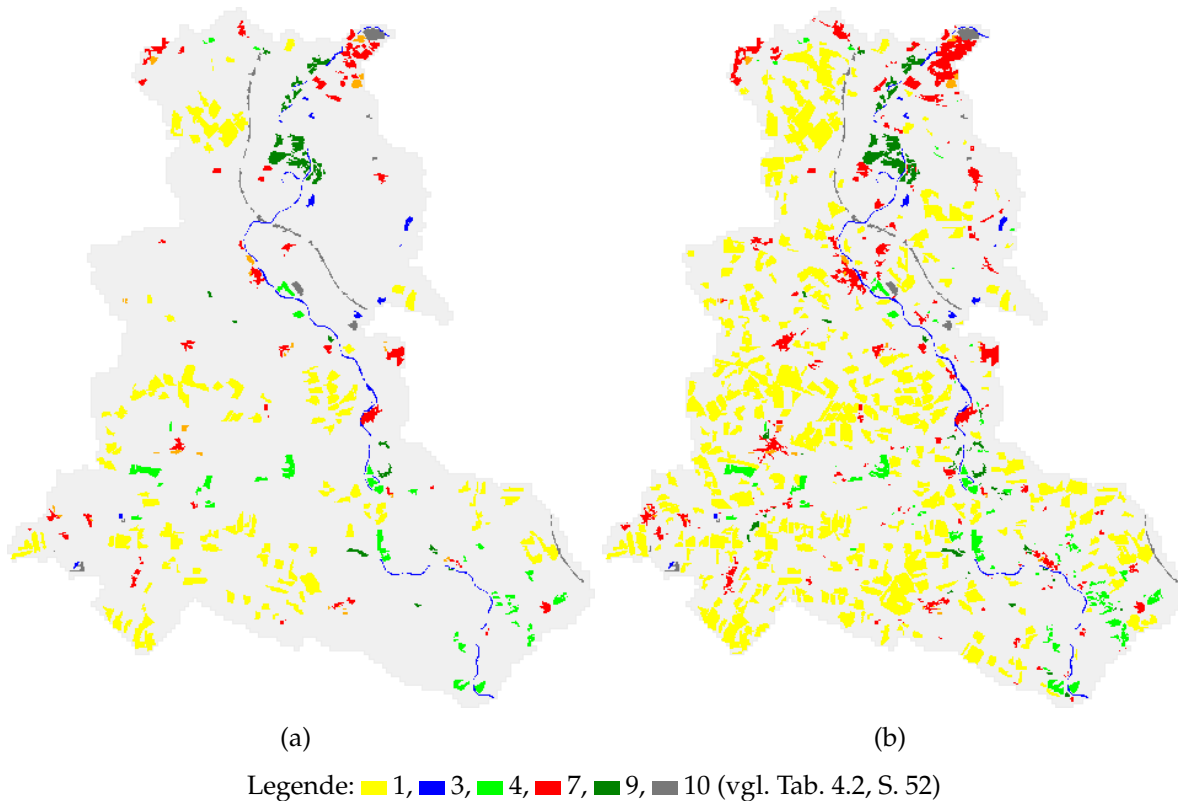


Abb. 4.9: Lage der Stichproben (a) vor und (b) nach der Erhöhung der Stichprobenanzahl (vgl. Abb. 4.2, S. 51)

Tab. 4.4: Matrix der Euklidischen Distanzen der Klassensignaturen 'Ackerflächen' (ID 1), 'Wasser' (ID 3), 'Grünland' (ID 4), 'Urbane Flächen' (ID 7), 'Wald' (ID 9) und 'Abbauf Flächen' (ID 10; vgl. Tab. 4.2, S. 52) auf der Grundlage manuell erhobener Stichproben (vgl. Abb. 4.9a)

ID	1	3	4	7	9	10
1	0	17,85 ¹	3,67 ¹	7,66 ¹	7,52 ¹	10,86 ¹
3	14,24 ²	0	17,33 ¹	8,14 ¹	15,38 ¹	14,48 ¹
4	2,10 ²	12,42 ²	0	5,21 ¹	4,57 ¹	10,26 ¹
7	5,70 ²	3,96 ²	3,00 ²	0	7,21 ¹	3,97 ¹
9	5,83 ²	10,46 ²	2,57 ²	5,82 ²	0	15,08 ¹
10	7,44 ²	7,72 ²	6,36 ²	1,72 ²	11,22 ²	0

¹ Distanzberechnung auf Grundlage der Mittelwerte und Standardabweichungen von $NDVI$, HKT , IDM_{sum} (vgl. Kap. 4.2.3) und ΔC_N (vgl. Tab. 3.2, S. 37)

² Distanzberechnung auf Grundlage der Mittelwerte von $NDVI$, HKT und IDM_{sum} (vgl. Kap. 4.2.3)

4.3 Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'

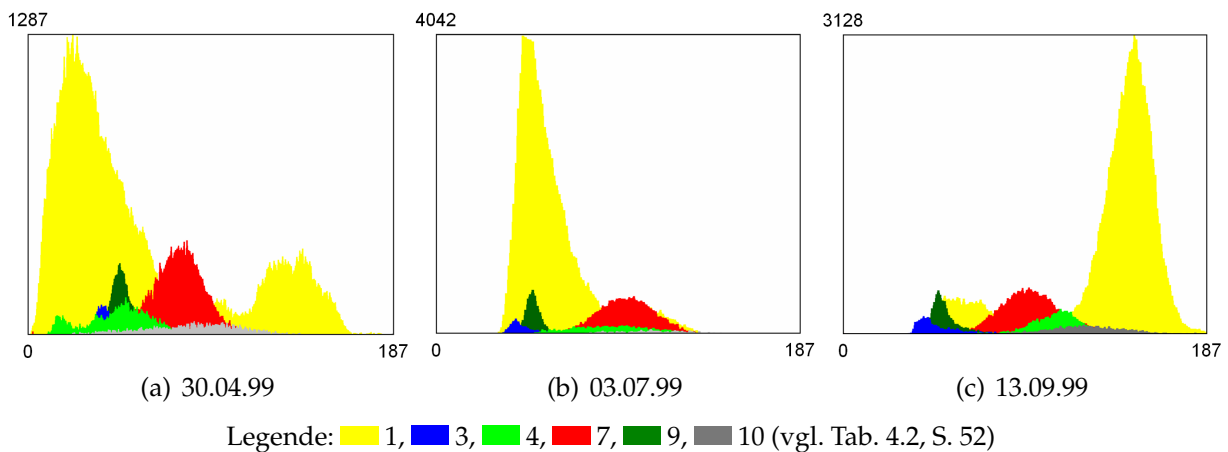


Abb. 4.10: Charakteristische Histogrammverläufe von Zielklassen am Beispiel der 1. Hauptkomponente jedes Aufnahmetermines

4.3.3.1 Signaturanalyse

Die Signaturanalyse dient zur Gruppierung von Stichproben hinsichtlich ihrer räumlichen Zugehörigkeit zu einer aggregierten Biotoptypen-Landnutzungskategorie sowie ihrer typischen spektralen Merkmale. Abbildung 4.10 verdeutlicht am Beispiel der ersten Hauptkomponenten aller drei Aufnahmetermine, dass jede Stichprobenklasse durch charakteristische Histogramme gekennzeichnet ist, die relativ (1.) stabile oder (2.) instabile zeitliche Muster aufweisen:

1. Zur ersten Gruppe gehören die Histogramme der Klassen 'Wald', 'Wasser', 'Abbauflächen' und 'Urbane Flächen', die im Jahresverlauf jeweils nur geringe Abweichungen zeigen.
2. Die Histogramme der Klassen 'Ackerflächen' und 'Grünland' offenbaren dagegen einen über die drei Aufnahmetermine hinweg typischen instabilen Verlauf, der im Zusammenhang mit dem saisonalen Wechsel der Vegetationsbedeckung steht und bei der Klasse 'Ackerfläche' am stärksten ausgeprägt ist.

Die räumliche Verteilung der manuell ausgewählten Stichproben geht aus Abbildung 4.9a hervor. Statistische Angaben zu den Mittelwerten und Standardabweichungen sind im Anhang (Tab. B.1, S. 105) dokumentiert. Die Anzahl der Stichproben geht aus Tabelle 4.5 hervor.

4.3.3.2 Erhöhung der Stichprobenanzahl

Als Instrument zur Erhöhung der Stichprobenanzahl dient die im Kapitel 3.3.1.2 beschriebene Fuzzy-Version des 'Nearest Neighbour'-Klassifikators. Die Prozedur lässt sich in die Schritte (1.) Trennbarkeitsanalyse und (2.) Klassifikation gliedern:

1. Die Trennbarkeitsanalyse (vgl. Kap. 3.3.2) basierte auf den manuell erhobenen Stichproben und wurde mithilfe des Trennbarkeitsmaßes 'Euklidische Distanz' realisiert (vgl. Gl. (3.10), S. 39). Dabei gingen zunächst die $NDVI$ -, HKT - und IDM_{sum} -Objektmittelwerte ein (vgl. Kap. 4.2.3). Die Klassendistanzen konnten durch die Einbeziehung weiterer Objektmerkmale erhöht werden (Tab. 4.4).

Tab. 4.5: Stichprobenanzahl vor (N_A) und nach (N_B) der Klassifikation sowie Nash-Sutcliffe-Koeffizienten NSK zur Kennzeichnung von Unterschieden zwischen Klassen-bezogenen Stichproben-Mittelwerten μ_K und -Standardabweichungen σ_K (vgl. Anh.: Tab. B.1, S. 105; $K \in [1,3,4,7,9,10]$, vgl. Tab. 4.2, S. 52)

	μ_1	σ_1	μ_3	σ_3	μ_4	σ_4	μ_7	σ_7	μ_9	σ_9	μ_{10}	σ_{10}
N_A	115		30		38		56		28		27	
N_B	511		67		151		338		113		47	
NSK	1,000	0,994	1,000	0,996	1,000	0,995	1,000	0,994	1,000	0,998	0,995	0,800

- Bei der Klassifikation wird das semantische Aggregationsergebnis (vgl. Kap. 4.3.1) einer räumlichen und spektralen Filterung unterzogen. Als Filter dient die Höhe der Fuzzy-Klassenzugehörigkeit (vgl. Gl. (3.11), S. 40), mit der die Anzahl der Stichproben und die Heterogenität der resultierenden Klassensignaturen gesteuert werden kann: Je geringer die Klassenzugehörigkeit ist, desto größer ist die Stichprobenanzahl und -heterogenität.

Tabelle 4.5 und Abbildung 4.9 veranschaulichen, wie sich die Stichprobenanzahl bei der einer Klassenzugehörigkeit von $MF_A = 0,75$ erhöht. Die im Anhang (Tab. B.1, S. 105) aufgeführten Mittelwerte und Standardabweichungen der Klassensignaturen vor und nach der Klassifikation weichen kaum voneinander ab. Ausdruck dessen sind die hohen NSK -Werte.

4.3.4 Klassifikation

Die in Kapitel 4.3.3.2 abgeleiteten Stichproben bilden die Grundlage für den Vergleich des Objekt- und Fuzzy-basierten 'Nearest Neighbour'- (NN ; vgl. Kap. 3.3.1.2) sowie des Pixel-basierten 'Maximum Likelihood'-Klassifikators (ML ; vgl. Kap. 3.3.1). Während der ML -Algorithmus den Merkmalsraum der Ableitungen $NDVI$, HKT und IDM_{sum} gliedert, gehen in die NN -Klassifikation neben den Objekt-Mittelwerten zusätzlich die Objekt-Standardabweichungen und nachbarschaftbezogene Merkmale ein (vgl. Kap. 4.3.3.2). Bei den Klassifikationen davon ausgegangen, dass die Klassen 'Urbane Flächen', 'Wald' und 'Wasser' keine Flächenab-, sondern nur -zunahmen zu verzeichnen haben (Penn-Bressel, 2004). Als 'Flächenlieferanten' werden die Klassen 'Ackerflächen', 'Grünland' und 'Abbauflächen' angesehen. Die Klassifikationen beschränken sich deshalb auf die Flächen dieser drei dynamischen Biotoptypenkategorien abzüglich der Stichprobenflächen (vgl. Kap. 4.3.3.2), die als ein erstes Klassifikationsergebnis betrachtet und erst wieder bei der abschließenden Klassengruppierung berücksichtigt werden.

Der in Abbildung 4.11 dargestellte Klassifikationsablauf gliedert sich ähnlich der Vorgehensweise in Kapitel 4.3.3.2 in die Schritte (1.) Trennbarkeitsanalyse, (2.) Klassifikation und (3.) Gruppierung:

- Bei der Trennbarkeitsanalyse wurden die Klassensignaturen berücksichtigt, die aus der Klassifikation zur Erhöhung der Stichprobenanzahl hervorgegangen sind (Kap. 4.3.3.2. Entsprechend den Ansprüchen der Klassifikatoren fanden mit der 'Jeffries Matusita'-Distanz JM (ML -Klassifikator; vgl. Gl. (3.14), S. 41) und der Euklidischen Distanz d (NN -Klassifikator; Gl. (3.10), S. 39) unterschiedliche Trennbarkeitsmaße Verwendung.

4.3 Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'

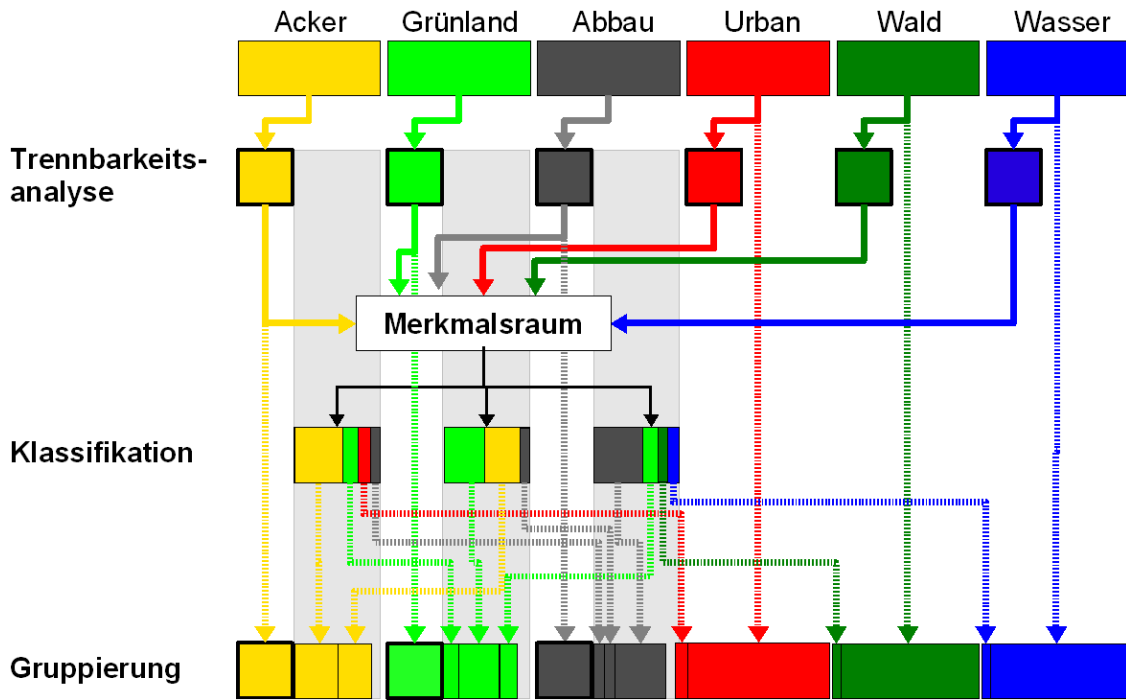


Abb. 4.11: Schema zur integrierten Klassifikation

Tab. 4.6: 'Jeffries Matusita'-Distanzen der Klassensignaturen 'Ackerflächen' (ID 1), 'Wasser' (ID 3), 'Grünland' (ID 4), 'Urbane Flächen' (ID 7), 'Wald' (ID 9) und 'Abbauflächen' (ID 10) (vgl. Tab. 4.2, S. 52)

ID	1	3	4	7	9	10
1	0	1414	1370	1410	1414	1412
3		0	1413	1394	1410	1411
4			0	1376	1403	1411
7				0	1394	1229
9					0	1414
10						0

Die resultierenden *JM*- (Tab. 4.6) und vor allem *d*-Werte (Tab. 4.4, S. 60) weisen Unterschiede auf, wobei die *JM*-Werte insgesamt sehr hoch sind. Relativ große Fehlerwahrscheinlichkeiten der Klassenzuweisung lassen für die *NN*-Klassifikation die Klassenpaare 'Ackerflächen' und 'Grünland', 'Grünland' und 'Wald', 'Grünland' und 'Urbane Flächen' sowie 'Abbauflächen' und 'Urbane Flächen' erwarten, für die deshalb die Reichweite des *NN*-Klassifikators mithilfe von ein-dimensionalen Zugehörigkeitsfunktionen eingeschränkt wurde (vgl. Kap. 3.3.1.3). Abbildung 4.12 zeigt für jedes betreffende Klassenpaar ein Beispiel.

- Die *NN*-Klassifikation wurde mit einer Mindestklassenzugehörigkeit von $MF_A = 0,1$ durchgeführt (vgl. Kap. 4.3.3.2). Als Ergebnis konnte jedem Segment eine Klasse mit der höchsten resultierenden Klassenzugehörigkeit zugewiesen werden (Abb. 4.14a).

Da bei der *ML*-Klassifikation der für Pixel-basierte Verfahren typische 'Salz und

4 Landnutzung

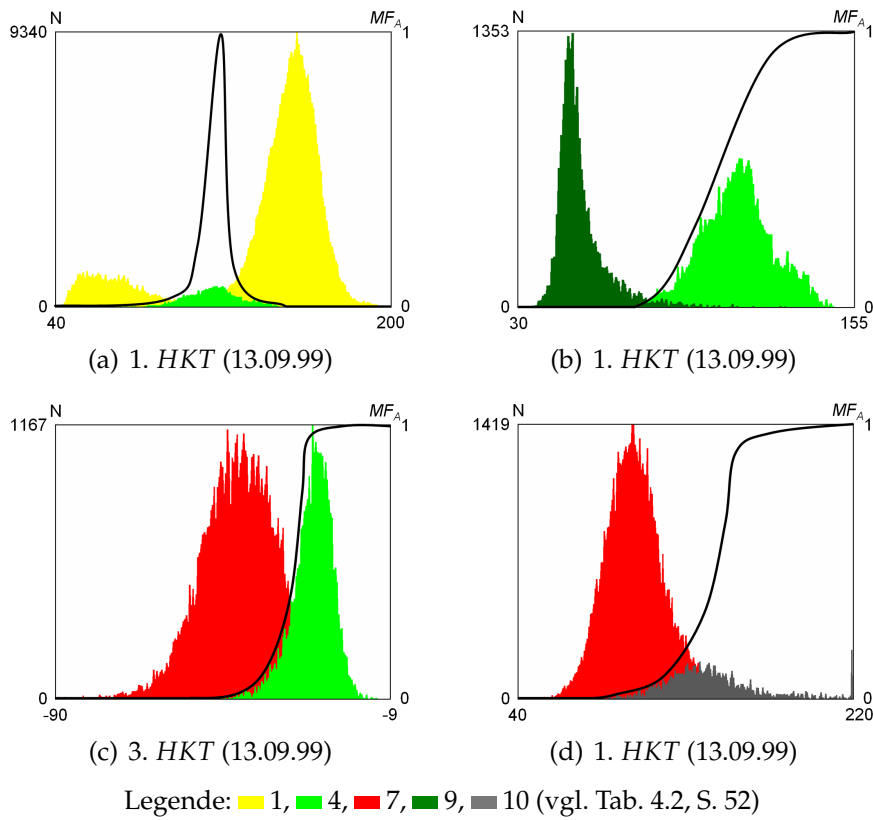


Abb. 4.12: Beispiele ein-dimensionaler Zugehörigkeitsfunktionen ausgewählter Klassensignaturen

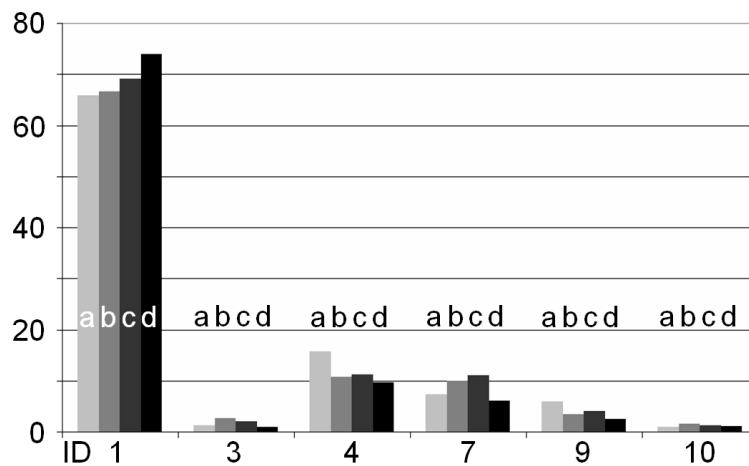
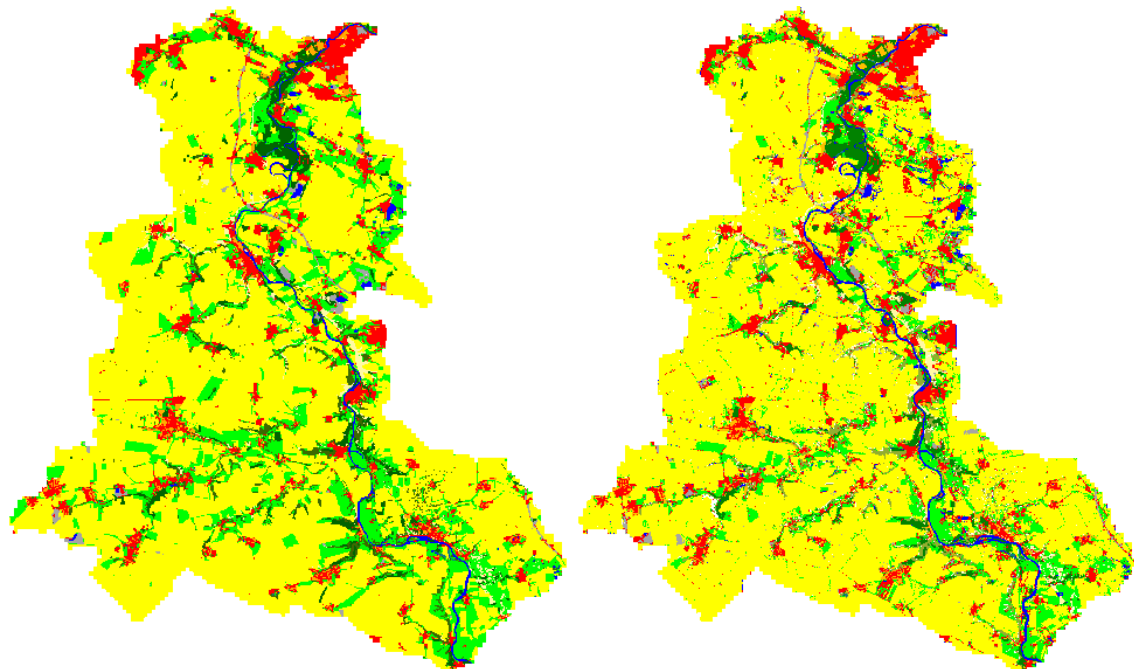


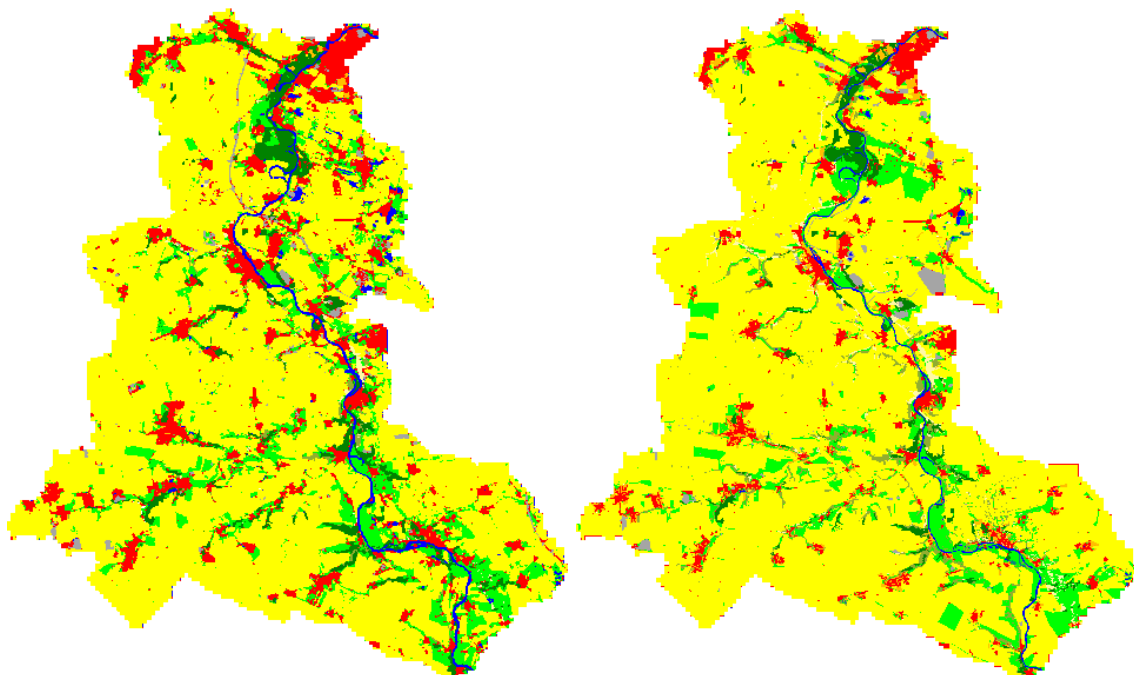
Abb. 4.13: Flächenanteile der Klassen 'Ackerflächen' (ID1), 'Wasser' (ID3), 'Grünland' (ID4), 'Urbane Flächen' (ID7), 'Wald' (ID9) und 'Abbauf Flächen' (ID10) im Untersuchungsgebiet in Abhängigkeit vom Klassifikationsverfahren (vgl. Abb. 4.14)

4.3 Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'



(a) *NN*-Klassifikation

(b) *ML*-Klassifikation



(c) *ML*-Klassifikation (7×7 -Majority-Filter)

(d) aggregierte Biotoptypenklassen

Legende: 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 (vgl. Tab. 4.2, S. 52)

Abb. 4.14: Ergebnisse verschiedener Landnutzungsklassifikationsvarianten

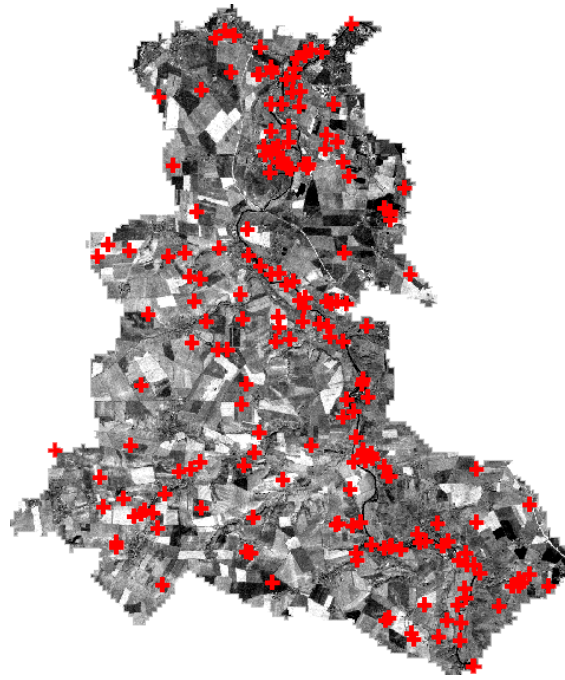


Abb. 4.15: Lage der Stichproben zur Validierung der Landnutzungsclassifikationen (Hintergrund: panchromatischer Landsat 7ETM+-Kanal vom 13.09.1999)

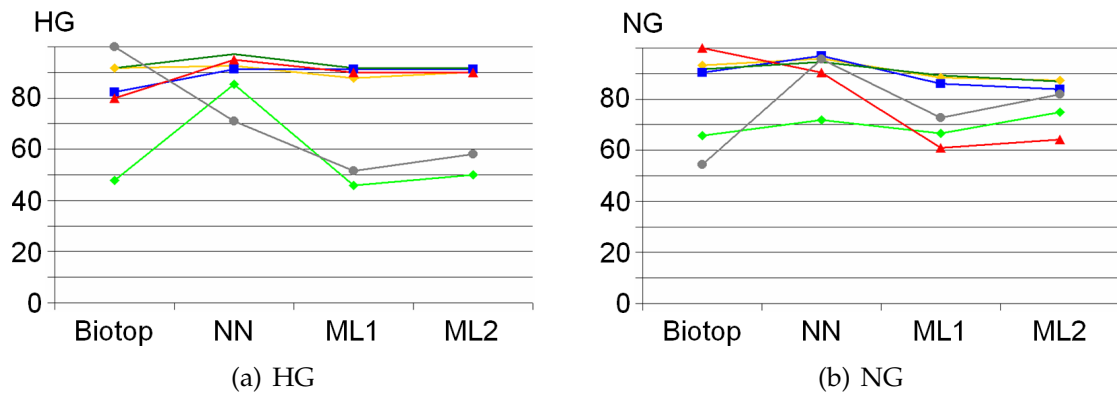
Pfeffer'-Effekt auftrat (Abb. 4.14b; vgl. Albertz, 2007), ist das *ML*-Klassifikationsergebnis einer 7×7 -Majority-Filterung unterzogen worden (Abb. 4.14c). Bei dieser geometrischen Aggregierungsoperation (vgl. Kap. 3.2.2) wird die zentrale Rasterzelle durch den Wert ersetzt, der am häufigsten innerhalb des 7×7 -Fensters vorkommt.

3. Die Gruppierung entspricht einer semantischen Objekttaggregation (vgl. Kap. 3.2.1), bei der die Klassifikationsergebnisse der Kapitel 4.3.3.2 und 4.3.4 sowie die bei der Klassifikation unberücksichtigten Biotoptypenkategorien zusammengeführt worden sind.

Der visuelle Vergleich der Klassifikationen (Abb. 4.14a–c) mit den aggregierten Biotoptypenklassen (Abb. 4.14d) offenbart neben einem Wechsel des räumlichen Verteilungsmusters der Klasse 'Grünland' vor allem eine Zunahme der Klassenflächen 'Urbane Flächen' bzw. 'Abbaufächen'. So kann beispielsweise im Norden und Südosten des Untersuchungsgebietes die Autobahn A14 identifiziert werden, die sich 1999 noch im Bau befand. Damit scheint der allgemeine Trend einer absoluten Flächenzunahme von Siedlungs- und Verkehrsbereichen zuungunsten von Ackerflächen auch für das Untersuchungsgebiet zuzutreffen.

Der optische Eindruck bestätigt sich bei der Gegenüberstellung der aus den Klassifikationen resultierenden Flächenanteile der Zielklassen im Untersuchungsgebiet (Abb. 4.13). Auffällig ist der relativ hohe Flächenzuwachs der Klassen 'Grünland' und 'Wald' bei der Fuzzy-*NN*-Klassifikation. Deutlich wird auch, dass die geometrische Aggregation des *ML*-Klassifikationsergebnisses vor allem einen Flächenzuwachs bei der Klasse 'Ackerflächen' zur Folge hat.

4.3 Räumlich-zeitliche Aktualisierung der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen'



Biotop – aggregierte Biotoptypenklassen, NN – Fuzzy-NN-Klassifikation, ML1 – ML-Klassifikation, ML2 – gefilterte ML-Klassifikation

Legende: 1, 3, 4, 7, 9, 10 (vgl. Tab. 4.2, S. 52)

Abb. 4.16: Nutzer- und Herstellergenauigkeiten für verschiedene Landnutzungsklassifikationsvarianten (vgl. Anh.: Tab. B.2, S. 106 u. Abb. 4.14, S. 65)

4.3.5 Validierung

Die Validierung hat vor dem Hintergrund der Bereitstellung eines aktualisierten Datensatzes der Landnutzungskategorie 'Ackerflächen' das Ziel, eine Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeiten im Vergleich zu den aggregierten Biotoptypenklassen vorzunehmen. Für die sechs Zielklassen sind dazu mit dem Zufallsgenerator des 'accuracy assessment'-Moduls von Erdas Imgaing[®] insgesamt 311 stratifizierte Stichproben innerhalb der Biotoptypenkategorie 'Ackerflächen' erhoben worden (Abb. 4.15). Die Verteilung auf die einzelnen Klassen geht aus den Σ_R -Zeilen der Tabelle B.2 (S. 106) hervor, in der auch die Validierungsergebnisse dokumentiert sind. Die inhaltliche Belegung der Referenzinformationen erfolgte mittels visueller Interpretation der drei Landsat TM-Aufnahmetermine (Kap. 4.2.3), die durch topographische Karten und Luftbilder unterstützt wurde.

Die Validierungsergebnisse lassen zunächst erkennen, dass hinsichtlich der Genauigkeitsmaße Nutzer- und Herstellergenauigkeit lediglich die NN-Prozedur zu einer Klassifikation mit einer Mindestgenauigkeit von > 70% (vgl. Kap. 3.3.3) und – im Vergleich zu den aggregierten Biotoptypenklassen – zu einer signifikanten Erhöhung der Genauigkeit führt (Abb. 4.16 u. Anh.: Tab. B.2, S. 106). Das betrifft vor allem die Kategorien 'Grünland' und 'Abbauf Flächen'. Dagegen hat die bereits hohe Ausgangsgenauigkeit der Kategorie 'Ackerflächen' nur eine geringe Steigerung erfahren. Die Validierungsergebnisse der ML-Klassifikationen offenbaren dagegen keine oder nur geringe Qualitätsgewinne. Die Kappa-Koeffizienten zeigen ein ähnliches Bild, allerdings ist der Wert der Kategorie 'Grünland' für die gefilterte ML-Klassifikation am höchsten.

Aus der Konfusionsmatrix der Biotoptypenkartierung ist ersichtlich, dass 19 Referenzpunkte, die als Grünland identifiziert wurden, der Kategorie 'Abbauf Flächen' zugeordnet worden sind. Eine Ursache kann mit dem Brachfallen von Abbauf Flächen und der zunehmenden Verbreitung von Offenlandbereichen im Zusammenhang stehen, worauf auch die Konfusionsmatrix der NN-Klassifikation hindeutet (vgl. Anh.: Tab. B.2, S. 106).

4.4 Fruchtart

Der Beispielackerschlag liegt im Kreis 'Mansfelder Land' (vgl. Abb. 2.2, S. 26). Informationen zu den wichtigsten angebauten Kulturarten werden in den statistischen Kreisdaten zur 'Bodennutzungshaupterhebung in landwirtschaftlichen Betrieben' vorgehalten (vgl. Kap. 4.2.2). Danach wurden 1999 im Kreis vorwiegend Getreidearten und Winterraps angebaut. Der Anteil der Getreidearten an der Ackerfläche betrug etwa 63 %, wobei Weizen und Gerste mit etwa 55 % vorherrschten. Der Winterrapsanteil lag bei 13 % (Abb. 4.17).

Voraussetzung für die Detektion von Feldfrüchten aus Fernerkundungsdaten ist die Kenntnis der datenspezifischen spektralen Charakteristika zum jeweiligen Aufnahmezeitpunkt sowie zum phänologischen Entwicklungsstadium der Feldfrucht. Gerighausen (2004) hat auf der Grundlage der gleichen drei Landsat-Datensätze (vgl. Kap. 4.2.3) in einem Untersuchungsgebiet nordöstlich der Stadt Leipzig Signaturanalysen für eine Reihe von Fruchtarten durchgeführt, die den größten Teil des im Kreis 'Mansfelder Land' potenziell vorkommenden Fruchtartenspektrums abdecken. Die Untersuchungen beruhten auf unveröffentlichten Betriebsdaten (UFZ, 2003) sowie auf Informationen zu regionalen Entwicklungsstadien von Fruchtarten, die beim Deutschen Wetterdienst⁶ angefordert werden können.

Die Gegenüberstellung der Schlag- mit den Referenzsignaturen aller Sommer- und Winterfeldfrüchte für den Aufnahmezeitpunkt vom 30.04.1999 macht zunächst deutlich, dass die Schlagsignatur aufgrund der hohen Absorption im grünen Spektralbereich (Kanal 3) und der starken Reflexion im nahen Infrarot (Kanal 4) den Winterfeldfrüchten und ihren phänologischen Stadien 'Blattentfaltung' bis 'Schossen' zuzuordnen ist (Abb. 4.18a). Die Spektralkurven der Sommerfeldfrüchte – die zum Aufnahmezeitpunkt ausgesät, aber noch nicht aufgegangen sind – spiegeln dagegen das Bodensignal wieder.

Eine eindeutige Zuordnung der Schlagsignatur zu einer Winterfeldfrucht ist für den Aufnahmetermine vom 30.04.1999 noch nicht sicher möglich, da die Signaturen durch ähnliche Spektralkurvenverläufe gekennzeichnet sind (Abb. 4.18b). Erst der Spektralverlauf des Aufnahmetermine vom 03.07.1999 lässt den Schluss zu, dass es sich bei der Feldfrucht um Wintergerste handelt (Abb. 4.18c). Die Wintergerste befand sich – im Gegensatz zu den anderen Winterfruchtarten – zu diesem Zeitpunkt bereits im Entwicklungsstadium der Vollreife. Ausdruck dessen ist ein Spektralverlauf, der durch einen hohen Reflexionsanteil gekennzeichnet ist.

4.5 Zusammenfassung

Die Schwerpunkte des Kapitels bildeten (1.) die Abgrenzung von Ackerschlägen, (2.) die räumlich-zeitliche Aktualisierung der Biotoptypenkartierung sowie (3.) die beispielhafte Bestimmung von Fruchtarten. Die Untersuchungen bezogen sich auf ein Saale-Teileinzugsgebiet und das Jahr 1999.

4.5.1 Abgrenzung von Ackerschlägen

In die Objektbildung gingen neben den kontinuierlichen Flächendaten auch die Grenzen der nach spektralen und semantischen Gesichtspunkten aggregierten Biotoptypenklassen

⁶<http://www.agrowetter.de/Individuell/phaeno/index.htm>

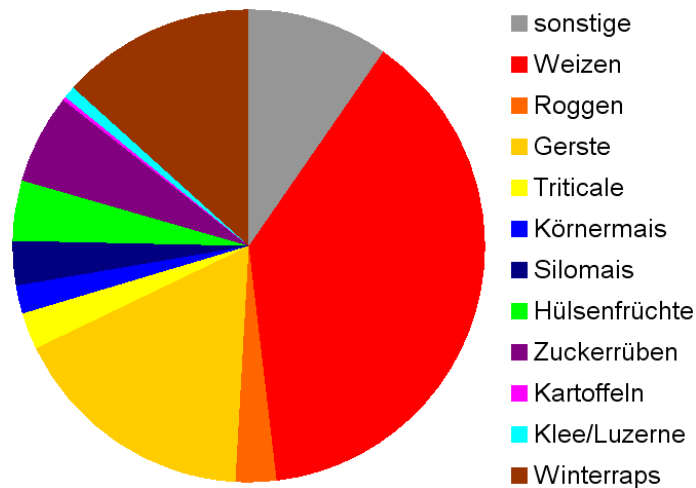
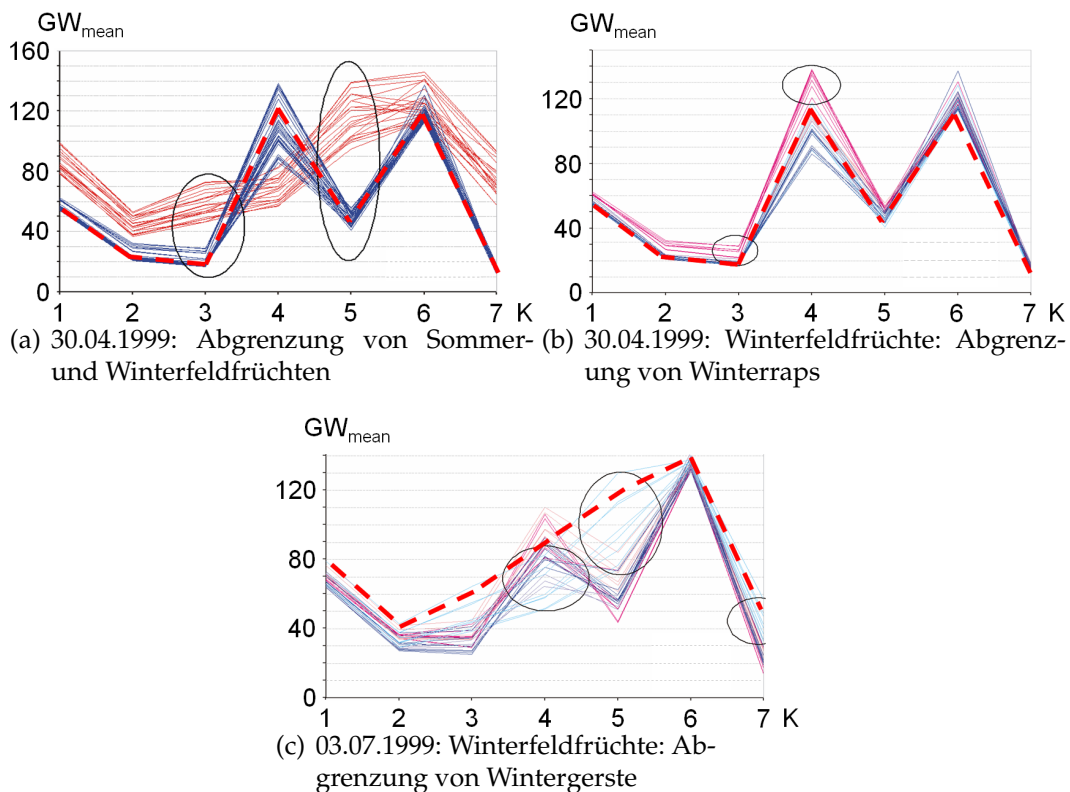


Abb. 4.17: Anteile der wichtigsten Kulturarten an der Ackerfläche im Kreis 'Mansfelder Land' (Statistisches Landesamt Sachsen-Anhalt, 1999)



K – Landsat-Kanal, GW_{mean} – mittlerer Grauwert, - - Schlagsignatur, — Sommerfeldfrüchte, — Winterfeldfrüchte, — Winterroggen, — Winterraps, — Triticale, — Wintergerste, — Winterweizen

Abb. 4.18: Spektralsignaturen zur Differenzierung von Feldfrüchten auf der Grundlage der Landsat-Aufnahmen vom 30.04., 03.07. und 13.09.1999 (vgl. Kap. 4.2.3) sowie Referenzinformationen (aus Gerighausen, 2004)

ein (Kap. 4.3.1), die als geometrische Abbruchkriterien dienten. Dadurch war es möglich, auch ähnliche spektrale Signaturen, die aber unterschiedliche Landnutzungsklassen angehörten, geometrisch zu trennen.

Die Abgrenzung von Ackerschlägen wurde mit dem FNE-Segmentierungsalgorithmus realisiert (vgl. Kap. 3.1.3). Wie bereits auch durch andere Arbeiten bestätigt werden konnte (z.B. Mueller et al., 2004; Hay et al., 2003; Hochschild & Weise, 2005), hat sich der Algorithmus als dafür geeignetes Instrumentarium erwiesen (vgl. Kap. 4.3.2.1).

Die für den FNE-Algorithmus notwendigen Einstellungsparameter wurden mithilfe eines neuen Validierungsansatzes ermittelt. Der Ansatz basiert auf topologischen und geometrischen Objektmerkmalen, die sich aus der hierarchischen Verknüpfung von Referenzpolygonen und Segmentierungsergebnissen berechnen lassen (Kap. 4.3.2.2). Anzumerken ist, dass die Wahl der optimalen Segmentierungsparameter sich ausschließlich auf die Detektion der Bezugseinheit 'Ackerschläge' bezieht. Die Betrachtung weiterer Bezugseinheiten erfordert eine Erweiterung der Validierungsprozedur.

4.5.2 Aktualisierung der Biotoptypenkartierung

Die Ackerschlagabgrenzung war in einen fünfstufigen Landnutzungs-klassifikationprozess eingebettet (Kap. 4.3.4). Dabei wurde ein amtliches Landbedeckungs- bzw. Landnutzungskartenwerk (Biotoptypenkartierung) hinsichtlich ausgewählter Zielklassen einer räumlich-zeitlichen Aktualisierung unterzogen. Als Grundlage diente ein multitemporaler Landsat-Datensatz, auf den ein 'Maximum Likelihood'- (*ML*) sowie ein Fuzzy-basierter 'Nearest Neighbour'-Klassifikator (*NN*) angewendet wurde. Die dafür notwendigen Stichproben konnten durch eine zweistufige Sample-Strategie erhoben werden.

1. Mittels Signaturanalyse wurden 294 manuell detektierte Stichproben hinsichtlich ihrer räumlichen Zugehörigkeit zu einer aggregierten Biotoptypen-Landnutzungs-kategorie sowie ihrer typischen spektrale Merkmale gruppiert.
2. Durch eine Fuzzy-basierten *NN*-Klassifikation mit einer hohen Klassenzugehörigkeit von $MF_A = 0,75$ konnte die Anzahl repräsentativer Stichproben auf 1227 erhöht werden, um die Klassifikations-signifikanz zu erhöhen (vgl. Kap. 3.3.2).

Die Validierung der Klassifikationsergebnisse ergab hinsichtlich der Gesamtgenauigkeiten sowohl bei der *NN*- als auch der *ML*-Klassifikation eine Steigerung der Klassifikationsgüte im Vergleich zur Biotoptypenkartierung. Bezogen auf die Einzelklassen zeigt jedoch nur die *NN*-Klassifikation 'akzeptable' Ergebnisse (vgl. Kap. 3.3.3).

Die *NN*-Klassifikation und die Biotoptypenkartierung repräsentieren zwei Zeitschnitte der Landnutzungssituation des Untersuchungsgebietes. Der Vergleich der beiden Datensätze bestätigt die Tendenz einer absoluten Flächenzunahme von Siedlungs- und Verkehrsbereichen zuungunsten von Ackerflächen (Penn-Bressel, 2004). Weiterhin kam es im Untersuchungsgebiet zu einem Nutzungswechsel zwischen den beiden Kategorien 'Grünland' und 'Abbaufächen'.

4.5.3 Fruchtart

Die Ableitung der schlagspezifischen Feldfrucht 'Wintergerste' ist das Ergebnis einer integrativen Betrachtung von Spektralinformationen des multitemporalen Landsat-Datensatzes und Zusatzinformationen (Kreisdaten zu potenziell vorkommenden Feldfrüchten,

Spektralkurven und phänologische Stadien der wichtigsten Feldfrüchte). Eine Anwendung auf größere Räume kann durch die Definition von ein-dimensionalen Zugehörigkeitsfunktionen realisiert werden (vgl. Gerighausen, 2004).

5 Boden und Relief

Zwischen Relief- und Bodeneigenschaften bestehen enge Beziehungen (Conacher & Dalrymple, 1977; Speight, 1988; Ad-hoc AG Boden, 2005). Mit der flächenhaften Verfügbarkeit von digitalen Reliefdaten sind Reliefableitungen und -klassifikationen von besonderer Bedeutung für die digitale Prognose von Bodenklassen und -eigenschaften (McBratney et al., 2003; Behrens & Scholten, 2006; Lagacherie et al., 2006).

Reliefpositionen ermöglichen die Verknüpfung von Boden- und Reliefhierarchien. Die Verknüpfung bildet die Grundlage für die Disaggregation von Bodeninformationen. Voraussetzung ist das Vorhandensein einer semantischen Wissensbasis, die das Integrationsergebnis von Expertenwissen und bereits vorliegenden bodenkundlich relevanten Informationen darstellt (Möller, 2005). Die Wissensbasis kennzeichnet die zu disaggregierenden Einheiten hinsichtlich ihrer Merkmalsheterogenität und definiert die potenziellen Sub-Einheiten hinsichtlich ihrer räumlichen Abgrenzung (vgl. Kap. 3.2.3).

Vor diesem Hintergrund soll im folgenden Kapitel ein Disaggregierungsansatz auf der Grundlage einer digitalen Reliefstrukturierung vorgestellt werden. Als Wissensbasis dient die Mittelmaßstäbige landwirtschaftliche Standortkartierung (MMK), die eine für Ostdeutschland wichtige und digital verfügbare Grundlage der Bodenkartierung darstellt (Deumlich & Thiere, 1996; Deumlich et al., 2006).

5.1 Untersuchungsgebiet

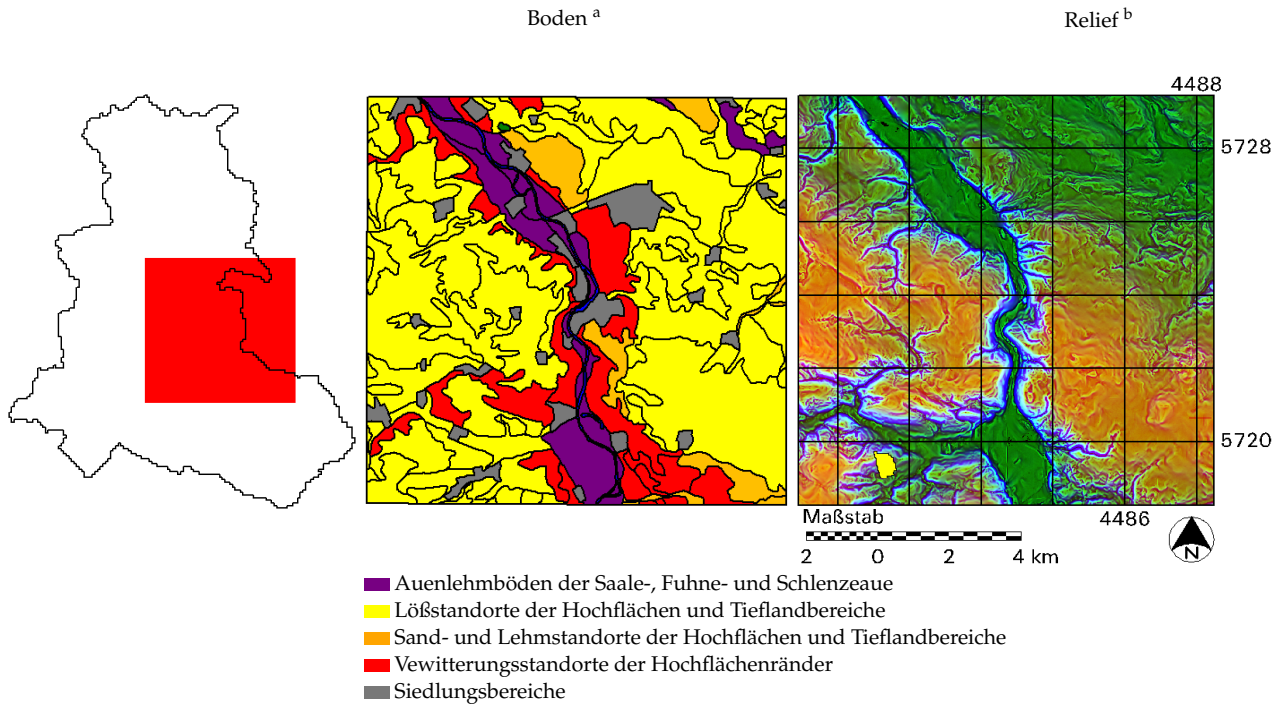
Das Untersuchungsgebiet entspricht der Ausdehnung der Topographischen Karte 1:25.000 (Blatt Könnern). Es liegt zum größten Teil im Untersuchungsraum des Kapitels 4 (Abb. 5.1), erstreckt sich aber etwas weiter östlich auf die Hochfläche und die Fuhneau. Dementsprechend gelten auch hier die im Kapitel 4.1 gemachten Aussagen zur naturräumlichen Ausstattung.

5.2 Daten

5.2.1 MMK

Die Mittelmaßstäbige landwirtschaftliche Standortkartierung (MMK) ist ein vorwiegend konzeptionelles Kartenwerk und wurde für die gesamte landwirtschaftlich genutzte Fläche der ehemaligen DDR zwischen 1976 und 1982 erstellt. Der Schwerpunkt der Kartierung lag weniger in der Neukartierung als vielmehr in der expertenbasierten Integration vorhandener Informationsquellen (z.B. Bodenschätzung, geologische oder topographische Karten; Schmidt & Diemann, 1981; Müller & Volk, 2001).

Die MMK-Einheiten sind als heterogene Landschaftseinheiten konzipiert. In den sog. Dokumentationsblättern A werden die Kartiereinheiten durch Merkmale mit unterschiedlichem Abstraktionsniveau beschrieben. So fassen die als Ausgrenzungsmerkmale die-



^a MMK-Einheiten, vereinfacht; vgl. Kap. 5.2.1; ^b Farbkomposit der Reliefableitungen Höhe (rot), Neigung (blau) und Gesamtwölbung (grün; vgl. Kap. 5.2.2)

Abb. 5.1: Lage und Ausstattung des Untersuchungsgebietes (vgl. Abb. 4.1, S. 48)

nenden Leitkriterien sowie die abgeleiteten Substrat- (SFT), Hydromorphie- (HFT) und Hangneigungsflächentypen (NFT) wichtige Boden- und Standorteigenschaften in aggregierter Form zusammen (Thiere et al., 2000). Gleichzeitig sind die innerhalb der Kartiereinheiten potenziell vorkommenden Leit- bzw. (max. neun) Begleitbodenformen und die zugehörigen Reliefpositionen aufgelistet. Auf dieser Beziehung basieren eine Reihe von Arbeiten zur großmaßstäbigen räumlich-inhaltlichen MMK-Differenzierung, die vor allem im Zusammenhang mit der stereoskopischen Auswertung von Luftbildern durchgeführt worden sind (Abb. 5.2; z.B. Schmidt et al., 1987; Diemann & Gruhn, 1987).

5.2.2 Relief

5.2.2.1 DGM-Generierung

Für das Untersuchungsgebiet sind digitale Höheninformationen mit einer geometrischen Auflösung von 10×10 m verfügbar, die sich durch eine durchschnittliche vertikale und horizontale Unsicherheit von ca. 0,5 m auszeichnen¹. Das Digitale Geländemodell (DGM) resultiert aus der blattschnittweisen Digitalisierung von TK10-Höhenlinien. Informationen zu natürlichen Strukturelementen (z.B. Abbruchkanten), anthropogenen topographischen Objekten (z.B. Dämme, Tagebaue) sowie Standgewässern fehlen. Weiterhin sind flache Bereiche (Auen, Ebenen) durch eine geringe Datendichte gekennzeichnet, so dass in Abhängigkeit vom verwendeten Interpolationsverfahren künstliche Strukturelemente entstehen können. Beispielsweise resultieren aus der Triangulation von Höhendaten

¹<http://www.lvermgeo.sachsen-anhalt.de>

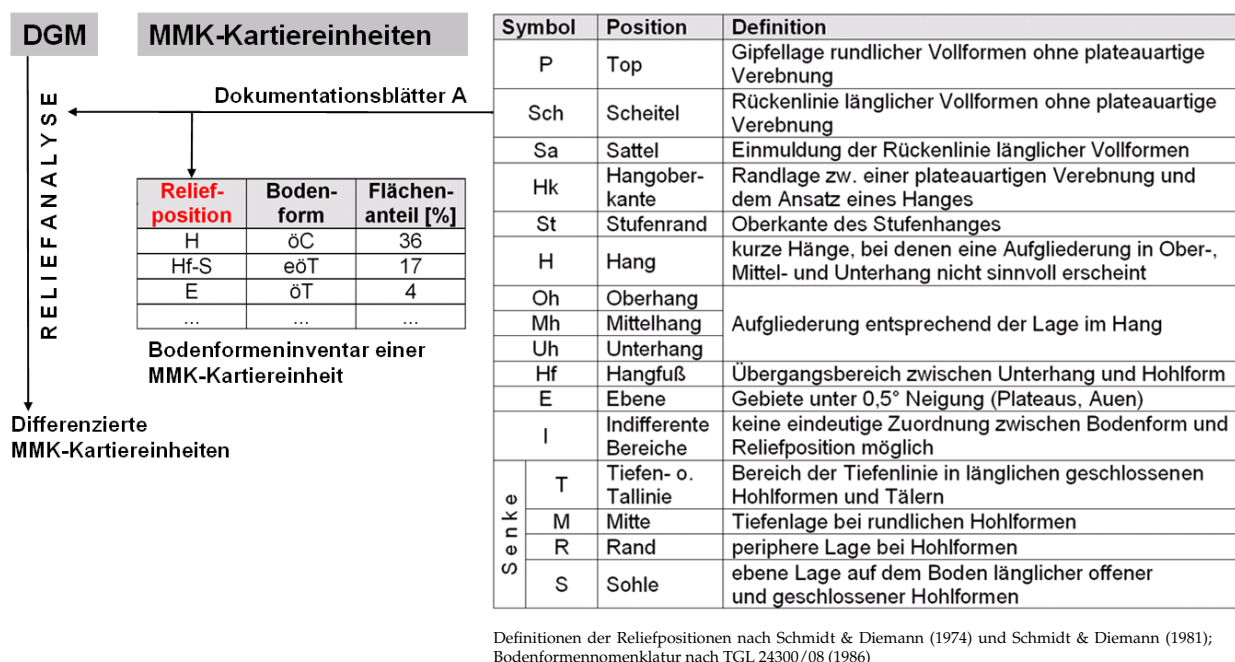


Abb. 5.2: Differenzierung der MMK-Einheiten durch die Integration von Ergebnissen einer Reliefanalyse und der semantischen Wissensbasis der MMK-Dokumentationsblätter A (Möller, 2005)

künstliche Dämme, die die Auenbereiche zerschneiden. Mit dem ArcInfo-Modul 'topogridtool', das auf einen Algorithmus von Hutchinson (1989) zurückgeht und dessen Anwendung zur Generierung eines hydrologisch korrekten DGM führt, konnten derartige Fehlinterpretationen vermieden werden.

5.2.2.2 Reliefattribute

Das DGM bildet die Grundlage für die Ableitung geomorphometrischer Reliefattribute. Neben den Kategorien 'einfach'², 'komplex'³ und 'kombiniert'⁴ (Schmidt & Dikau, 1999; Wilson & Gallant, 2000) können Reliefattribute weiterhin in 'objektbezogene' Attribute gegliedert werden. Letztere ergeben sich aus Relationen zu hierarchisch benachbarten, unter- oder übergeordneten Objekten (vgl. Tab. 3.2, S. 37). Die verwendeten Attribute sowie die zugehörigen Algorithmen sind in Tabelle 5.1 dokumentiert.

Die Attribute wurden nach Friedrich (1996) entsprechend Gleichung (5.1) einer Wertebereichstransformation unterzogen. Der entscheidende Parameter ist dabei die vom Nutzer festzulegende Konstante T , deren Auswahl die Häufigkeitsverteilung und damit die Differenzierbarkeit unterschiedlicher Reliefformen sowohl im Histogramm als auch im entsprechenden Rasterbild beeinflusst. Das betrifft vor allem die Krümmungsattribute, die eine besondere Bedeutung für den Wechsel von Bodeneigenschaften besitzen (AG Boden, 1994; Friedrich, 1996). So führt die Transferkonstante $T = 0,000666$ zu einer Betonung schwacher und Stauchung starker bzw. mittlerer Wölbungen (Abb. 5.3b u. d),

²Einfache Reliefattribute gehen aus der Anwendung lokaler Fensteroperationen hervor.

³Komplexe Parameter sind das Ergebnis globaler Operationen.

⁴Kombinierte Attribute werden durch die Anwendung analytischer Funktionen auf einfache oder komplexe Attribute berechnet.

Tab. 5.1: Genutzte Programme und Quellen zur Ableitung von Reliefattributen

Reliefattribut	Kürzel	Kategorie	Programm
Höhe	h		ArcInfo 8.2 ¹ (topogridtool)
Neigung	n	einfach	Landserf 2.2 ²
Minimal- und Gesamtkrümmung	k		
Höhe über Tiefenlinie	ht	komplex	SAGA1.1 ³
Massenbilanzindex (Möller et al., 2008)	MBI_{mod}	kombiniert	eigene Entwicklung
absolute Höhendifferenz zum Nachbarobjekt	hd		
Durchschnittliche absolute Höhendifferenz zwischen benachbarten Objekten innerhalb eines übergeordneten Objektes	ra	objekt-bezogen	eCognition4.0 ⁵

¹ <http://www.esri.com/software/arcgis/arcinfo/index.html>² <http://www.landserf.org/>³ <http://http://www.saga-gis.uni-goettingen.de/html/index.php>⁴ <http://www.gis.leica-geosystems.com/Products/Imagine>⁵ <http://www.definiens.com>

während $T = 0,0666$ eine entgegengesetzte Wirkung nach sich zieht.

$$f(x) = \frac{x}{(|x| + T)} \text{ mit } x = k, n, ht, h; f(k) \in [-1,1]; f(n, ht, h) \in [0,1] \quad (5.1)$$

In verschiedenen Reliefgliederungsansätzen (z.B. Blaszczyński, 1997; Park et al., 2001) werden Reliefpositionen als Prozessbereiche aufgefasst, die durch prozessual interpretierbare Attribute charakterisiert werden. Deshalb können aus der Wissensbasis resultierende Reliefpositionen (vgl. Kap. 5.3.1) als Zonen ausgeglichener (Flachbereiche), positiver (Auen sowie Senken, Unterhang und Hangfuß) und negativer (Hangbereiche) solifluidaler Hangüberformung oder Massenbilanzen angesehen werden. Ein Kennwert ist der 'Massenbilanzindex' MBI , der als die hypothetische Neigung eines Gebietes zur Akkumulation bzw. zum Bodenabtrag ohne Berücksichtigung der Substrateigenschaften verstanden werden kann und sich entsprechend Gleichung (5.2) aus der transformierten Krümmung und Neigung ableitet (Friedrich, 1996, 1998):

$$MBI = f(k) \times (1 + f(n)) \text{ mit } MBI \in [-2,2] \quad (5.2)$$

- Der MBI erreicht sein Minimum bei stark konkav gewölbten und stark geneigten Reliefformen.
- Das MBI -Maximum steht im Zusammenhang mit stark konvexen und stark geneigten Reliefformen.

Vor dem Hintergrund der Annahme, dass Akkumulation eher in flacheren als in steileren Senkenbereichen stattfindet, kann man den Faktor $(1 + f(n))$ insofern modifizieren, als dass man für negative transformierte Krümmungen der Ausdruck $(1 - f(n))$ verwendet. Integriert man außerdem das transformierte Attribut 'Höhe über Tiefenlinie' $f(ht)$ in die Gleichung, indem positive Krümmungen mit dem Faktor $(1 - f(ht))$ und negative Krümmungen mit dem Faktor $(1 + f(ht))$ multipliziert werden, kann die prozessuale Aussage des Massenbilanzindex modifiziert werden (Gl. (5.3)):

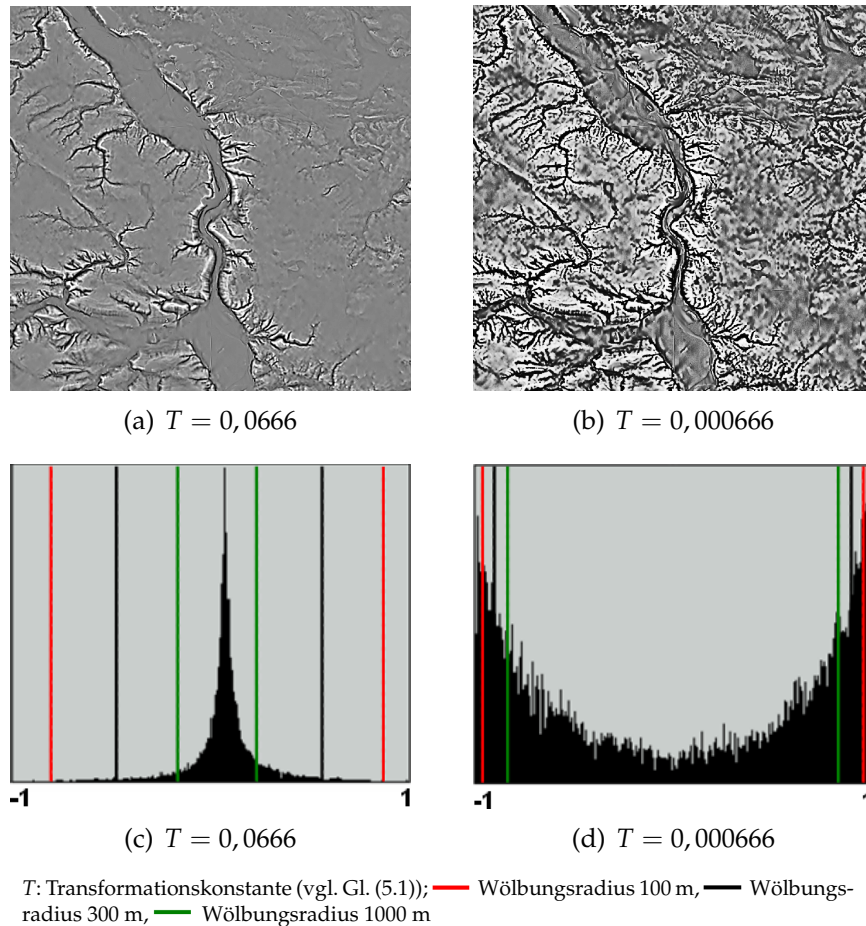


Abb. 5.3: Gesamtkrümmungen (a u. c) und Histogramme (b u. d) nach der Wertebereichstransformation

$$MBI_{mod} = \begin{cases} f(k) \times (1 - f(n)) \times (1 - f(ht)) & \text{für } f(k) < 0 \\ f(k) \times (1 + f(n)) \times (1 + f(ht)) & \text{für } f(k) > 0 \end{cases} \quad \text{mit } MBI_{mod} \in [-1,3] \quad (5.3)$$

- Der Bodenabtrag (= negative Massenbilanz) nimmt mit zunehmender Entfernung von der Erosionsbasis und stärker werdender konvexer Krümmung bzw. Neigung zu.
- Die Akkumulation (= positive Massenbilanz) erreicht bei starken konkaven Wölbungen, geringer Entfernung von der Erosionsbasis sowie geringer Neigung ihr Maximum.

Abbildung 5.4 verdeutlicht zunächst die Auswirkungen unterschiedlicher Transferkonstanten (hier: T_k) auf die MBI_{mod} -Werteausprägung (vgl. Abb. 5.3). Gleichzeitig wird am Beispiel eines gestreckten Hangs der Zusammenhang zwischen Hangposition und MBI_{mod} -Werteverlauf im Querprofil sichtbar:

- Hohe bzw. positive MBI_{mod} -Werte repräsentieren konvexe Oberhangbereiche sowie niedrige bzw. negative Werte Senken- und konkave Unterhangbereiche.

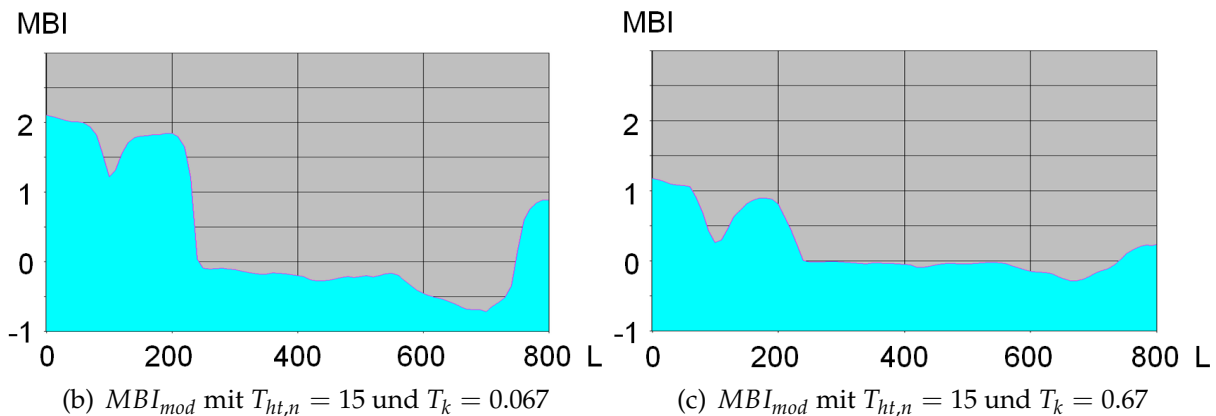
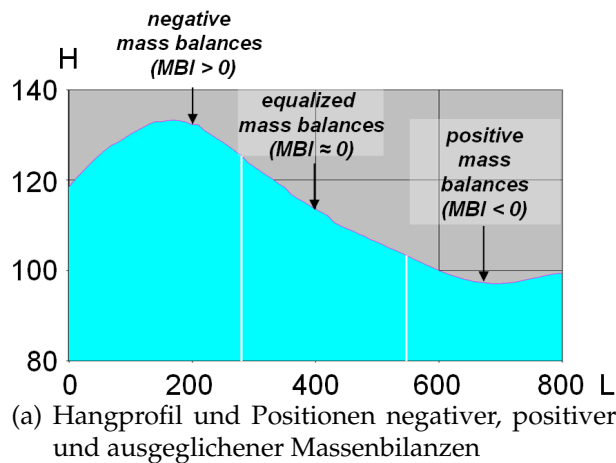


Abb. 5.4: Zusammenhang zwischen Hangprofil und modifiziertem Massenbilanzindex MBI_{mod} (H – Hanghöhe, L – Hanglänge; Möller et al., 2008)

- Ausgeglichene Massenbilanzen treten dagegen sowohl im Mittelhangbereich sowie beim Übergang zwischen Unterhang und Senkenbereichen auf. Da Gleichgewichtszustände sowohl bei hoher als auch geringer Dynamik vorkommen können, wird deutlich, dass MBI_{mod} -Werte keine Auskunft über die Stärke potenzieller Massenverlagerungen geben.

5.3 MMK-Disaggregation

Bei der bodenkundlich-orientierten Reliefgliederung wird davon ausgegangen, dass trotz der Vielzahl von Bodenbildungsfaktoren die Reliefbedingungen als der wichtigste Indikator für die Bodenverbreitung anzusehen sind (Ad-hoc AG Boden, 2005). Im Gegensatz zu hydrologischen Strukturierungsansätzen steht dabei nicht die hydrologische Verknüpfung (Konnektivität) zwischen Abflussbahnen und Hangsegmenten im Vordergrund, sondern die Kennzeichnung von relativen Positionen in der Bodenlandschaft, wobei kontinuierliche Bodeneigenschaften (z.B. Schluffanteil) oder Klassenattribute (z.B. Bodenform) an diskrete Reliefeinheiten (Fazetten, Elemente) gebunden sind. Aufgrund der besseren Integrationsmöglichkeiten bodenkundlich relevanter Informationen ist dieser Ansatz vor allem in der Planungspraxis verbreiteter als die Darstellung einzelner Bodeneigenschaften in einem Kontinuum (Park et al., 2001; MacMillan et al., 2004).

Hinsichtlich der Klassifikationstechniken kann zwischen (1.) statistischen und (2.) kriterienbasierten Ansätzen unterschieden werden (MacMillan et al., 2000, 2004; Schmidt & Hewitt, 2004; Minár & Evans, 2008):

1. Statistische Ansätze führen zu (statistisch) optimalen Klassen mit signifikanten Klassenunterschieden.
2. Kriterienbasierte Ansätze basieren auf Klassendefinitionen, die in Klassifikationsregeln umgesetzt werden.

Unabhängig vom verwendeten Verfahren sind bei der Klassifikation von Reliefpositionen folgende Gesichtspunkte zu beachten:

- Reliefpositionen sind maßstabsspezifisch (Schmidt & Dikau, 1999; Evans, 2003). Sog. 'moving window'-basierte Ansätze (vgl. Burrough & McDonnell, 1998) begegnen dem Problem durch die Nutzung von unterschiedlichen Fenstergrößen bei der Ableitung von Reliefattributen (Gallant & Dowling, 2003; Fisher et al., 2004; Schmidt & Hewitt, 2004; Jenness, 2004). Jede Fenstergröße repräsentiert einen spezifischen Zielmaßstab. Die resultierenden Reliefattribute zeigen dabei ein maßstabsspezifisches Verhalten (Gallant & Hutchinson, 1997; Thompson et al., 2001; Shary et al., 2005; Sørensen & Seibert, 2007). Ein Nachteil dieser Ansätze besteht darin, dass sich bei der Verwendung großer Fenstergrößen die räumliche Ausdehnung der Ergebnisse reduziert.
- Reliefpositionen sind nicht einheitlich definiert, sondern Ausdruck der fachspezifischen und/oder bearbeiterabhängigen Landschaftswahrnehmung (Bishr, 1998; Dehn et al., 2001; Schmidt & Hewitt, 2004). Lösungsansätze bestehen in der Integration von Fuzzy-Regeln in den Klassifikationsprozess (Burrough et al., 2000; MacMillan et al., 2000; Fisher et al., 2004; MacMillan et al., 2004; Schmidt & Hewitt, 2004; Drâgut & Blaschke, 2006) oder im Aufbau von Expertensystemen, die die nachvollziehbare Integration von Expertenwissen erlauben (de Bruin et al., 1999; Wielemaier et al., 2001; MacMillan et al., 2000, 2004; Drâgut & Blaschke, 2006).
- Im Zusammenhang mit der Landschafts- und Reliefheterogenität sind Klassifikationsansätze durch eine eingeschränkte Reichweite gekennzeichnet (Schmidt & Hewitt, 2004; MacMillan et al., 2004). Die Übertragbarkeit kann durch die Implementierung von Klassifikationsregeln erhöht werden, die die Kennzeichnung von relativen Positionsangaben ermöglichen (Drâgut & Blaschke, 2006).

Daraus leiten sich zwei Hauptforderungen an eine bodenkundlich-relevante Reliefgliederung ab:

1. Berücksichtigung der Landschaftsheterogenität und Maßstabsabhängigkeit von Reliefpositionen während des Klassifikationsprozesses, ohne dass es zu einer räumlichen Reduktion der Klassifikationsergebnisse kommt sowie
2. Adaption der Klassifikationsergebnisse an eine nutzerspezifische Reliefwahrnehmung.

Der in der Arbeit vorgestellte Ansatz der Reliefgliederung basiert auf älteren Konzepten der Reliefgliederung (z.B. Kugler, 1974; Speight, 1988), bei denen Objektbildung (Kap. 5.3.2) und Klassifikation (Kap. 5.3.3) getrennt behandelt werden. Voraussetzung ist die Definition von Zielklassen (Kap. 5.3.1), die sich hier aus der zu disaggregierenden Wissensbasis der Mittelmaßstäbigen landwirtschaftlichen Standortkartierung ableiten. Der abschließenden Validierung kommt eine besondere Bedeutung zu, da hier eine nutzerspezifische Anpassung der Klassifikation erfolgt (vgl. Kap. 5.3.4).

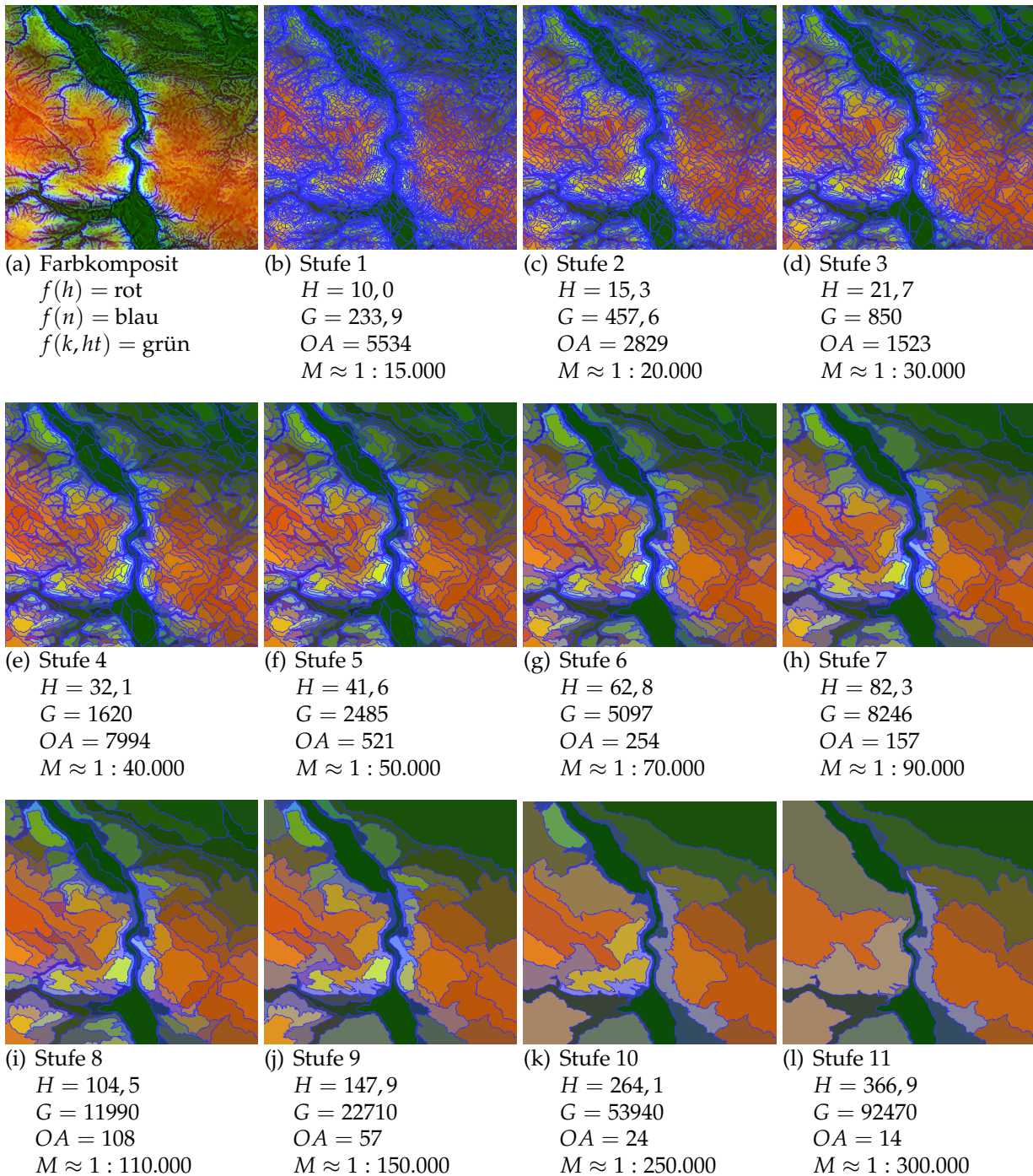
5.3.1 Zielklassen

Jeder Relation zwischen Reliefposition und Bodenform ist in den MMK-Dokumentationsblättern A eine auf die jeweilige Kartiereinheit bezogene Flächenanteilstufe zugeordnet (vgl. Abb. 5.2, S. 73). Aus Tabelle C.1 (S. 107) sind die aufsummierten Flächenanteilstufen für alle Kartiereinheiten des Untersuchungsgebietes und für jede Reliefposition aufgelistet. Danach sind etwa 80 % der Reliefpositionen innerhalb der Leit- und ersten drei Begleitbodenformen vertreten. Dabei dominieren die Reliefpositionen 'Hang' (H), 'Ebene' (E), 'Hangfuß' (Hf) und untergeordnet 'Senken-' bzw. 'Auenbereiche' (R, S, T, M). Reliefpositionen, die eine Hangdifferenzierung ausdrücken, sind kaum vertreten. Bodenformen, die nicht eindeutig Reliefpositionen zugeordnet werden konnten, sind in der Kategorie 'Indifferente Bereiche' (I) zusammengefasst. Das bedeutet, dass nur über die dominierenden Reliefpositionen eine Disaggregation erreicht werden kann.

Entsprechend der inhaltlichen Auflösung der Wissensbasis soll das Relief in die Einheiten 'Auenbereiche', 'Senken', 'Flachbereiche' und 'Hangbereiche' untergliedert werden, wobei die Reliefpositionen 'Hangfuß' und 'Senke' aufgrund ihrer inhaltlichen Nähe zusammengefasst werden. Die resultierenden Reliefpositionen können durch folgende Definitionen charakterisiert werden:

- Auen- bzw. Senkenbereiche sind fluviatiler und Hang- bzw. Flachbereiche solifluidaler Genese. Ausdruck dessen ist eine zumeist deutliche Hangneigungsunstetigkeit in vertikaler Richtung, die Hang- bzw. Flachbereiche und Auen bzw. Senken voneinander abgrenzt (Roeschmann & Lehmeier, 1993; Ad-hoc AG Boden, 2005; Friedrich, 1996).
- Auen und Senken liegen auf jeder Maßstabsebene tiefer als ihre unmittelbaren Umgebung (Gallant & Dowling, 2003).
- Auen sind im Vergleich zu Senken durch eine geringere Reliefenergie und größere bzw. schwächere negative Wölbungen gekennzeichnet (Gallant & Dowling, 2003).
- Hang-, Senken und Flachbereiche treten vergesellschaftet in spezifischen Maßstabsbereichen auf (Fisher et al., 2004; Jenness, 2004).
- Hang-, Flach-, Senken- und Auenbereiche unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Massenbilanzen. Senken- und Auenbereiche weisen positive (= Akkumulation), Hangbereiche negative (= Erosion) und Flachbereiche ausgeglichene Massenbilanzen auf.

Das bedeutet, dass Auenbereiche mit einem multi-skalaren Ansatz erfasst werden müssen (Kap. 5.3.3.1), wohingegen die Klassifikation der restlichen Reliefpositionen die Definition eines Zielmaßstabes erfordert (Kap. 5.3.3.2).



Segmentierungsparameter: $w_{color} = 0,8$; $w_{shape} = 0,2$; $w_{smooth} = 0,9$; $w_{compt} = 0,1$. H = Heterogenitätsschwellenwert. OA = Objektanzahl, G = durchschnittliche Objektgröße [m^2], M = kartographischer Maßstab.

Abb. 5.5: Aggregationsniveaus bei der Segmentierung der transformierten Relieableitungen $f(h)$, $f(ht)$, $f(n)$ und $f(k)$

5.3.2 Objektbildung

Die Objektbildung gründet sich auf den in Kapitel 3.1.3.1 vorgestellten Ansatz der regionenbasierten Segmentierung. Als Eingangsdaten gingen die transformierten Attribute 'Höhe' $f(h)$, 'Neigung' $f(n)$, 'Gesamtkrümmung' $f(k)$ sowie 'Höhe über Tiefenlinie' $f(ht)$ in die Segmentierung ein (vgl. Kap. 5.2.2). Deren Auswahl resultiert einerseits aus der Kenntnis, welche Reliefattribute einen entscheidenden Einfluss auf die Bodenbildung haben (AG Boden, 1994; Friedrich, 1996; McBratney et al., 2003), andererseits geht sie aus der Bildung von Farbkompositen und der damit verbundenen Visualisierung von Reliefformen hervor (vgl. Möller, 2001).

In den Abbildungen 5.5b bis l sind die verschiedenen Segmentierungsstufen dargestellt, die Objekte im mehrdimensionalen Kontext im Sinne von Kugler (1974) und Friedrich (1996) repräsentieren. Die durchschnittlichen Objektgrößen kennzeichnen den jeweiligen Maßstabsbereich der Segmentierungsebene (vgl. Hake et al., 2002). Deutlich wird, dass in bestimmten Aggregationsniveaus Reliefobjekte hervor- oder zurücktreten. Beispielsweise erscheint in der Segmentierungsstufe 11 (Abb. 5.5l) die Saaleaue als einzelnes Objekt, während Senkenbereiche – die in den Segmentierungsstufen der Abbildungen 5.5b bis f dominieren – Bestandteile hierarchisch übergeordneter Reliefobjekte sind.

5.3.3 Klassifikation

5.3.3.1 Auenbereiche

Die Detektion der Auenbereiche basiert auf Gleichung (5.4). Zunächst wird von der Annahme ausgegangen, dass Auenbereiche eine positive Massenbilanz MBI_{mod} aufweisen, die innerhalb der Super-Objekte der nächsthöheren Hierarchiestufe minimal ist. Mit $hd < 0$ wird ausgedrückt, dass Auenbereiche auf jeder Hierarchieebene tiefer als ihre unmittelbare Umgebung liegen. Mit ra sollen die Objekte mit einer definierten Reliefamplitude bzw. Neigung erfasst werden, wobei x ein vom Anwender festzulegendes Maximum der Reliefamplitude repräsentiert. In Anlehnung an Bernhardt et al. (1991) wurde hier ein Wert von $ra \leq 2$ verwendet. Mit $y_{(n)} \neq y_{(n+1)}$ wird vermieden, dass Objekte klassifiziert werden, die beim Übergang der Segmentierungsebenen (n) zu (n-1) keine räumliche Differenzierung erfahren haben.

$$Aue = (hd < 0) \cup \min(MBI_{mod}) \cup ra \quad (5.4)$$

mit $ra \in [0, x]; y_{(n)} \neq y_{(n+1)}; y = hd, MBI_{mod}, ra$

Die Abfrage wird für jede Segmentierungsstufe und jedes Super-Objekt entsprechend Abbildung 5.6a ausgeführt. Die Bereiche, die nicht die Bedingungen der Abfrage erfüllen, werden auf die Segmentierungsebene (n-1) übertragen. Diese Prozedur kann so lange wiederholt werden, bis keine Segmentierungsebene mehr zur Verfügung steht. Im vorliegenden Fall ist der Vorgang maßstabsbedingt abgebrochen worden, da ab Stufe 5 Senkenbereiche deutlich hervortreten (vgl. Abb. 5.5f).

Die Klassifikationsergebnisse sowie ihre statistischen Kennwerte sind in Tabelle 5.2 zusammengefasst. Auf verschiedenen Segmentierungsebenen konnten die Saale- (Objekt-Nr. 1), Schlenze- (Objekt-Nr. 2, 4 und 5) und Fuhneae (Objekt-Nr. 3) extrahiert werden⁵.

⁵Das Objekt Nr. 6 ist in den vorliegenden Bodeninformationen weder als Geometrie vorhanden noch in

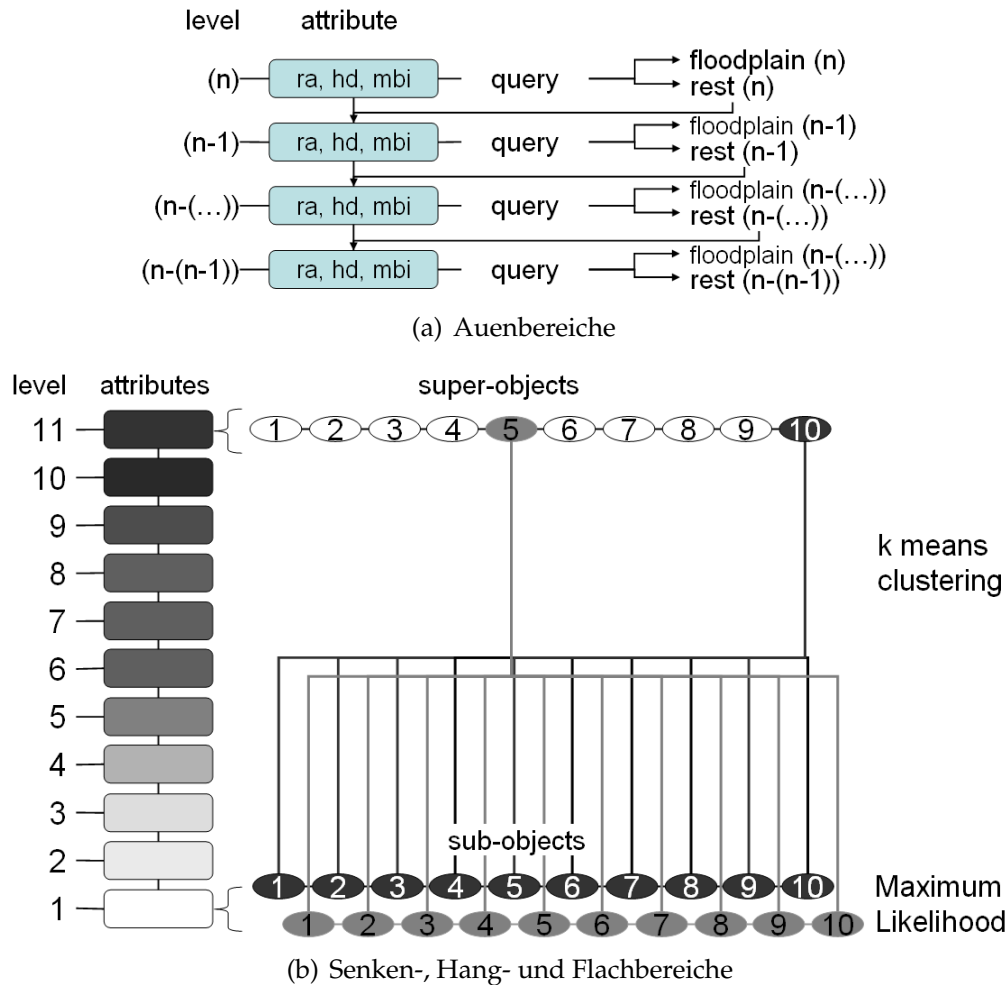


Abb. 5.6: Ansatz zur Klassifikation von Reliefpositionen (Möller et al., 2008)

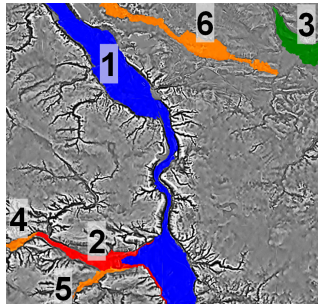
In einem letzten Schritt wurden die Klassifikationsergebnisse auf der Segmentierungsebene zusammengeführt, die als Ebene zur Klassifikation der restlichen Reliefpositionen fungierte.

5.3.3.2 Senken, Hang- und Flachbereiche

Die durchschnittlichen Objektgrößen der jeweiligen Segmentierungsebenen gestatten eine zielmaßstabsbezogene Klassifikation von Reliefpositionen auf der Grundlage des Massenbilanzindex MBI_{mod} (hier: Maßstabsbereich 1:15.000; Abb. 5.5b). Die Klassifikationsprozedur kombiniert ein statistisches Gliederungsverfahren ('k means'-Clusteranalyse; vgl. Kap. 3.1.3) mit einem wahrscheinlichkeitsbasierten Klassifikator ('Maximum Likelihood'-Operator; vgl. Kap. 3.3.1.1). Um der landschaftlichen Heterogenität des Untersuchungsgebietes Rechnung zu tragen, folgt die Klassifikation einer hierarchischen Vorgehensweise, bei der alle hierarchisch untergeordneten Sub-Objekte entsprechend der

der semantischen Wissensbasis verzeichnet. In der topographischen Karte deutet allerdings das Vorhandensein eines Grabens (Flutgraben) auf einen ursprünglich erhöhten Grundwasserspiegel hin, wonach das Objekt zumindest als Niederungsbereich eingestuft werden könnte. Ob das Objekt Eigenschaften von Auen oder Retentionsbereichen aufweist (z.B. Verbreitung von Auenlehm), muss durch die Auswertung weiterer Unterlagen geklärt werden.

Tab. 5.2: Klassifikationsergebnisse der Auendedeutung auf verschiedenen Aggregationsniveaus (vgl. Abb. 5.5)

Auenbereiche	Nr.	Stufe	MBI_{mod}	hd	ra
	1	11	-0,03	-30,16	0,88
	2	9	-0,15	-8,22	1,93
	3	8	-0,04	-5,25	0,53
	4	7	-0,25	-0,85	1,85
	5	6	-0,06	-5,49	1,42
	6	6	-0,15	-3,21	0,77

räumlichen Ausdehnung der hierarchisch übergeordneten (Super-)Objekte getrennt klassifiziert werden (Abb. 5.6b).

Die Auswahl der Stichproben wird entsprechend der im Kapitel 5.3.1 formulierten Annahmen vorgenommen: Minimale MBI_{mod} -Clustermittelpunkte repräsentieren 'Senken', maximale MBI_{mod} -Clustermittelpunkte dagegen 'Hangbereiche'. Für die Klasse 'Flachbereiche' finden die beiden Clustermittelpunkte Eingang in die Klassifikation, die im positiven und negativen Wertebereich einen minimalen Abstand zum Wert 0 aufweisen (= ausgeglichene Massenbilanz).

Mit der (1.) Attribut- und (2.) hierarchischen Variablen können die Flächenanteile der Zielklassen in unterschiedlichem Maße verändert werden. In den Abbildungen 5.7 und 5.8 sind die Auswirkungen der Variablenvariationen dargestellt. Ausgangspunkt ist dabei die Klassifikationsvariante mit den Parametereinstellungen $T_k = 0,0067$, $T_{n,ht} = 15$ und $OA = 14$ (vgl. Abb. 5.5l u. 5.7e):

1. Die Ausprägung des Reliefattributes MBI_{mod} hinsichtlich der Werteverteilung im Merkmalsraum ist abhängig von der Transformation der Attribute k , n und ht (Gl. (5.1), S. 74). In Abhängigkeit von der gewählten Transferkonstante T ändern sich die Mittelwerte der in die Klassifikation eingehenden Stichproben.

Die Abbildungen 5.7a bis e sowie Abbildung 5.8a veranschaulichen bei gleichbleibenden n - und ht -Transferkonstanten die Auswirkungen der T_k -Änderung, die aufgrund des größeren Wertebereiches den größten Einfluss auf den Wertebereich des Massenbilanzindex haben (vgl. Friedrich, 1996). Eine Konsequenz ist, dass eine Reliefposition je nach T_k -Wichtung durch unterschiedliche MBI_{mod} -Werte charakterisiert werden kann (vgl. Kap. 5.2.2). So ist eine Erhöhung der T_k -Werte mit einer deutlichen Erhöhung des Flächenanteils an Flachbereichen bei gleichzeitiger Verringerung des Hang-Flächenanteils verbunden.

2. Mit der hierarchischen Variablen kann das hierarchisch übergeordnete Aggregationsniveau in Relation zum Zielmaßstab bestimmt werden. Je geringer das Aggregationsniveau ist, desto größer ist die Anzahl der Super-Objekte und Stichproben, die bei der Klassifikation berücksichtigt werden. Entsprechend der verfolgten Stichprobenstrategie ergibt sich die Stichprobenanzahl aus dem Vierfachen der Super-Objektanzahl. Bei einem konstanten MBI_{mod} -Eingangsdatensatz führt die Erhöhung der Super-Objektanzahl zu einer Erhöhung des Senken- sowie zu einer Verringe-

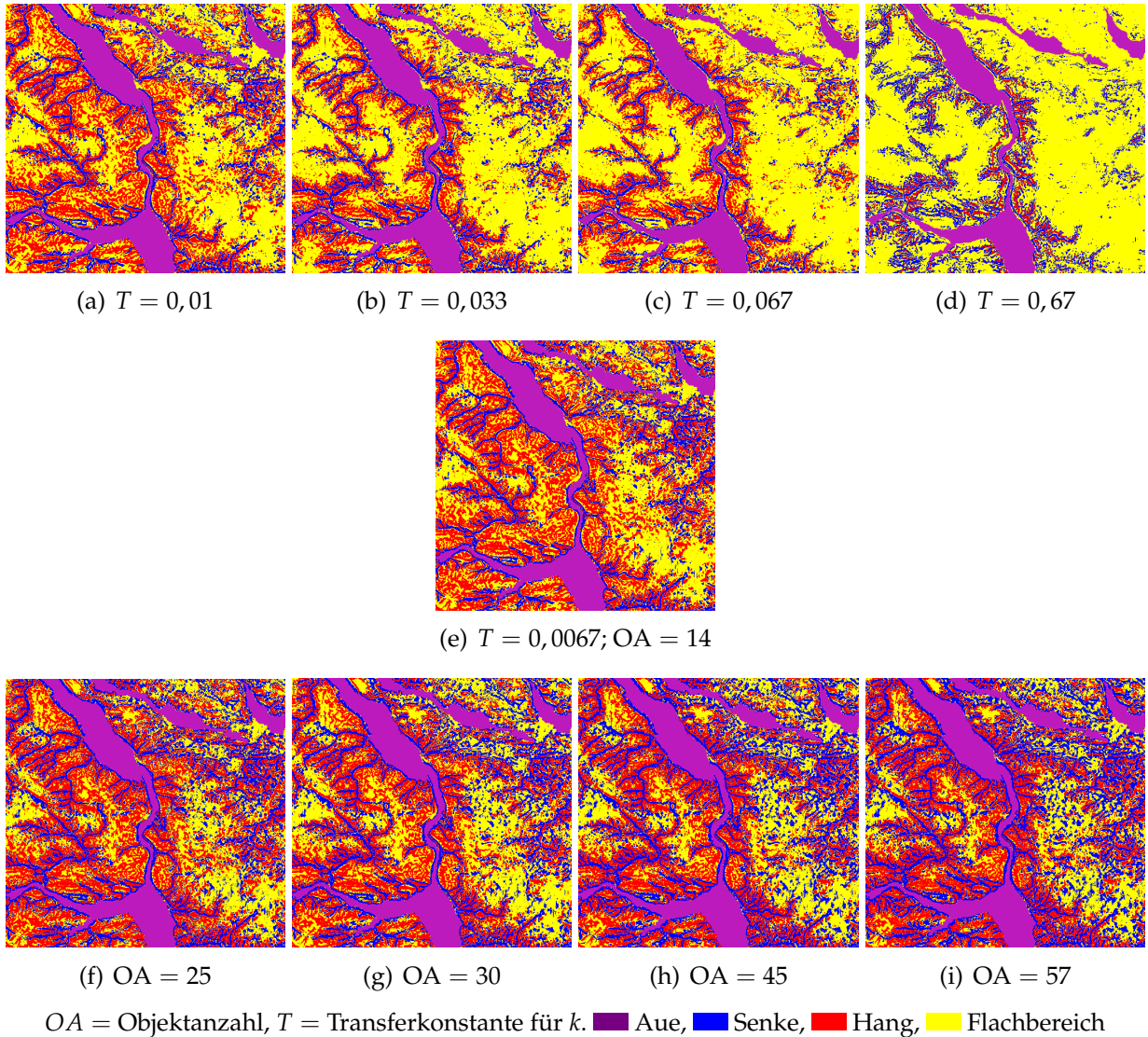


Abb. 5.7: Ergebnisse der Reliefklassifikation (vgl. Abb. 5.8)

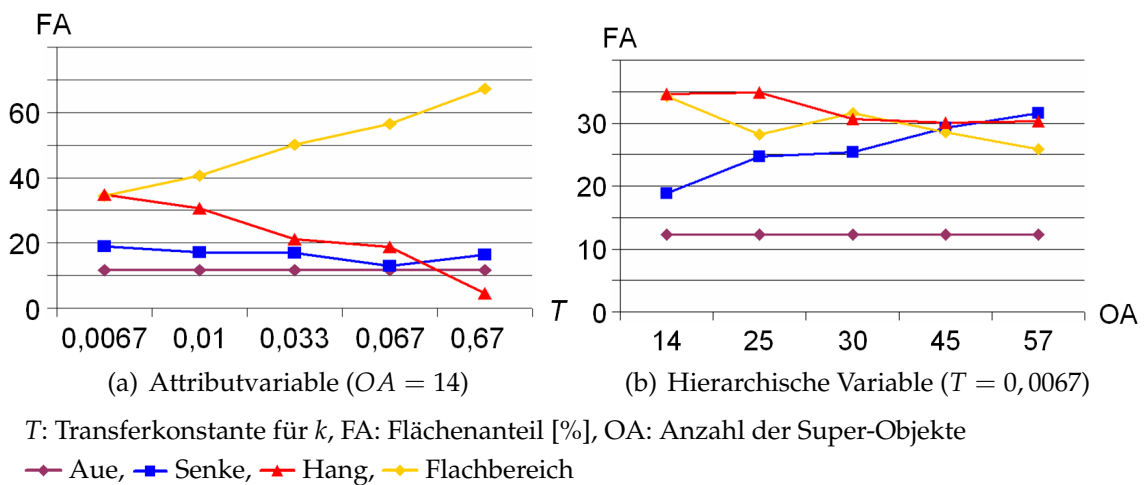


Abb. 5.8: Zusammenhänge zwischen Variablen der Reliefpositionsklassifikation und Flächenanteilen der Zielklassen 'Hang', 'Senke' und 'Flachbereich'

zung des Hang-Flächenanteils. Der resultierende Flächenanteil der Klasse 'Flachbe-
reiche' schwankt dagegen (Abb. 5.7e–i u. 5.8b).

5.3.4 Validierung

Auf der Grundlage von 191 stratifizierten Zufallsstichproben im Untersuchungsgebiet sind zur Kennzeichnung der Referenzinformationen für jeden Punkt Höhenquerprofile angelegt worden, aus denen die jeweilige Reliefposition unter Berücksichtigung des landschaftlichen Kontextes bestimmt werden konnte (Abb. 5.9). Die Klassendefinition repräsentiert das Expertenwissen des Bearbeiters, könnte aber auch Ausdruck von Klassendefinitionen sein, die beispielsweise innerhalb einer Fachrichtung oder Institution gültig sind.

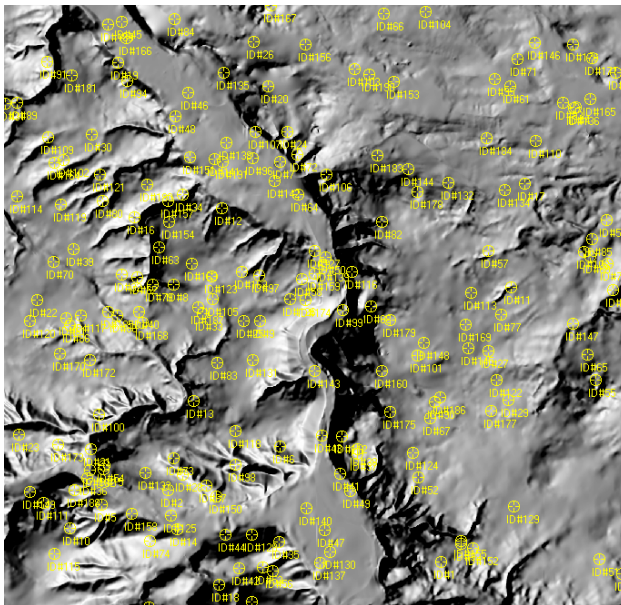
Die vollständigen Validierungsergebnisse sind im Anhang dokumentiert (Tab. C.2 u. C.3, S. 108 u. 109) und in Abbildung 5.10 zusammengefasst dargestellt. Der höchste Grad der Anpassung zwischen Referenzinformation und Klassifikationsergebnissen konnte bei der Transferkonstante $T = 0,033$ und einer Super-Objektanzahl von 14 erreicht werden (Abb. 5.7b). Bei einer Gesamtklassifikationsgenauigkeit von 89 % übertrafen die Minimalgenauigkeiten aller Einzelklassen die Schwelle von 70 % (vgl. Kap. 3.3.3). Als entscheidende Stellschraube zur Anpassung des Klassifikationsergebnisses an die Klassendefinition kann die Attributvariable betrachtet werden.

5.3.5 Disaggregation

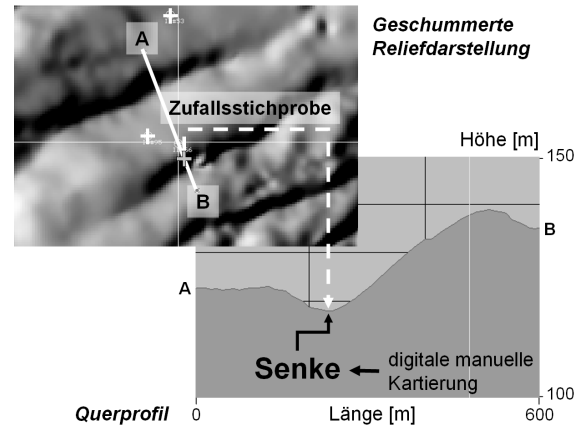
Die MMK-Disaggregation beinhaltet die Verknüpfung der semantischen Informationen der Wissensbasis (Dokumentationsblätter A; vgl. Kap. 5.3.1) mit den Klassifikationsergebnissen (Kap. 5.3.3). Die Verknüpfungszepedur umfasst die Schritte (1.) Verschneidung und (2.) Datenbankanalyse (Abb. 5.11):

1. Durch eine Verschneidung werden MMK und Klassifikationsergebnis geometrisch und semantisch überlagert. Jedem neuen Polygon wird dabei eine neue ID zugeordnet (MMK_TOPOS_ID).
2. Das semantische Verschneidungsprodukt geht in eine Datenbankstruktur ein. In Tabelle 'MMK1' werden die aggregierten MMK-Attribute (Flächentypen) vorgehalten. Tabelle 'MMK2' enthält die Relationen zwischen Bodenformen und Reliefpositionen. Das Attribut 'Rang' verweist auf die Reliefpositionen der Leit- (Rang 1 u. 2) bzw. Begleitbodenformen (Rang 3 bis 10) innerhalb der MMK-Dokumentationsblätter A und damit auf die räumliche Bedeutung innerhalb der jeweiligen Kartiereinheit. Über die Flächenanteilstufen (FA_Stufe) können die Flächenanteile der jeweiligen Bodenform und Reliefposition abgeschätzt werden.

Mit Tabelle 'KEY' erfolgt die semantische Verknüpfung der Reliefpositionen der Klassifikation (TOPOS) mit denen der MMK (RELPOS; Tab. 5.3). Diese Vereinfachung der Reliefgliederung entspricht der realen Differenzierung, die dem Datensatz der Dokumentationsblätter A innewohnt (vgl. Kap. 5.3.1). Die Datenbankstruktur ermöglicht schließlich die SQL-basierte Abfrage und Visualisierung der Attribute 'MMK_TOPOS_ID', 'TOPOS', 'Rang' und 'Bodenform'.

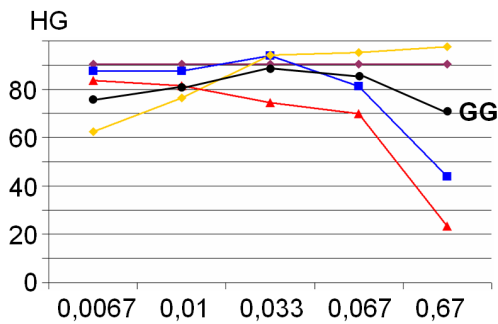


(a) Zufallsstichproben

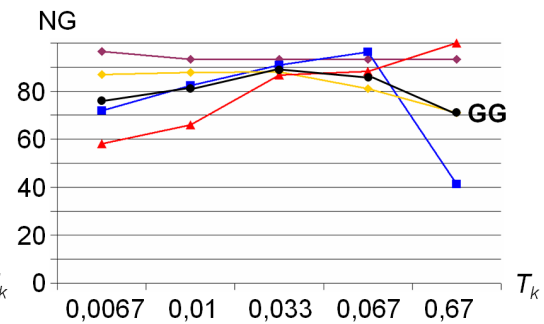


(b) Querprofile

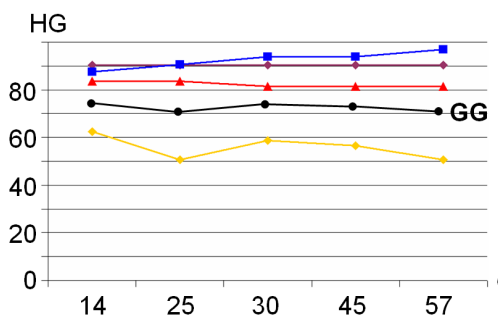
Abb. 5.9: Inhaltliche Interpretation stratifizierter Zufallsstichproben anhand von Querprofilen



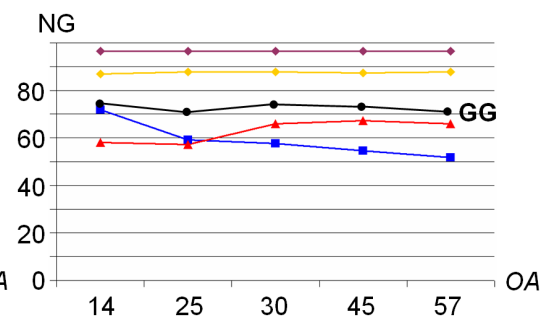
(a) HG und GG mit OA = 14



(b) NG und GG mit OA = 14



(c) HG und GG mit T = 0,0067

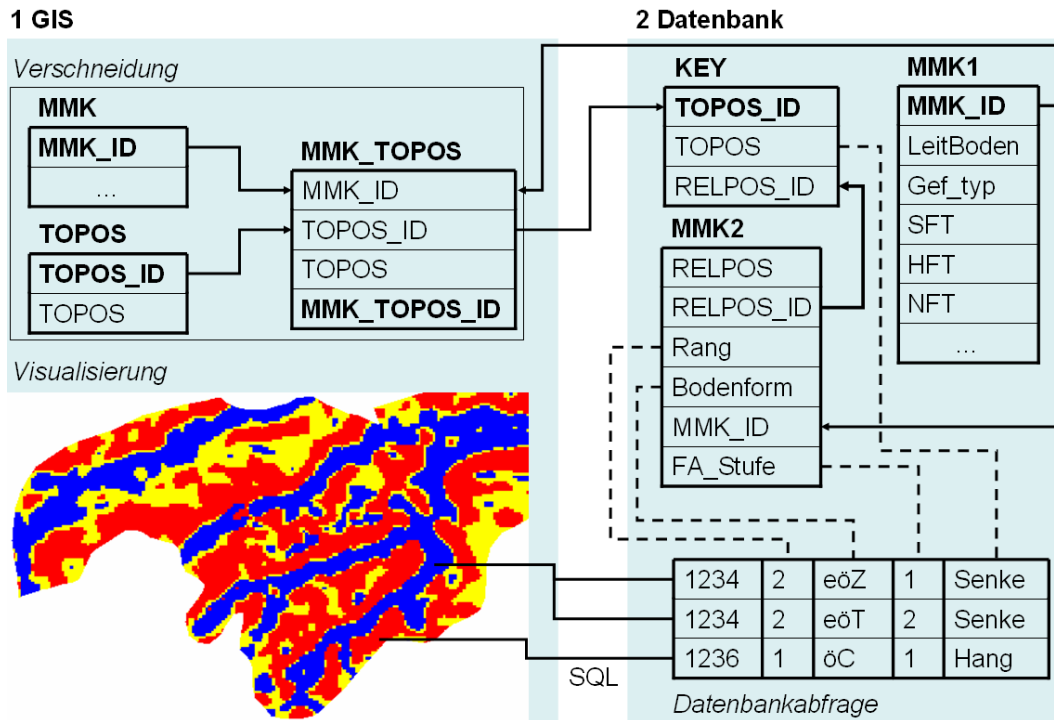


(d) NG und GG mit T = 0,0067

T – Transferkonstante für das Attribut Gesamtkrümmung (k), FA – Flächenanteil [%], OA – Objektanzahl

◆ Aue, ■ Senke, ▲ Hang, ◆ Flachbereich

Abb. 5.10: Nutzer- (NG), Hersteller- (HG) und Gesamtgenauigkeiten (GG) für Klassifikationsvarianten der Attribut- (a u. b) und hierarchischen Variablen (c u. d) (vgl. Abb. 5.8, Anh.: Tab. C.2 u. C.3, S. 108 u. 109)



NFT, HFT u. SFT = Neigungs-, Hydromorphie- und Substratflächentyp (vgl. Kap. 5.2.1); →=1:n-Beziehung

Abb. 5.11: Datenbankstruktur zur Disaggregation der Wissensbasis MMK

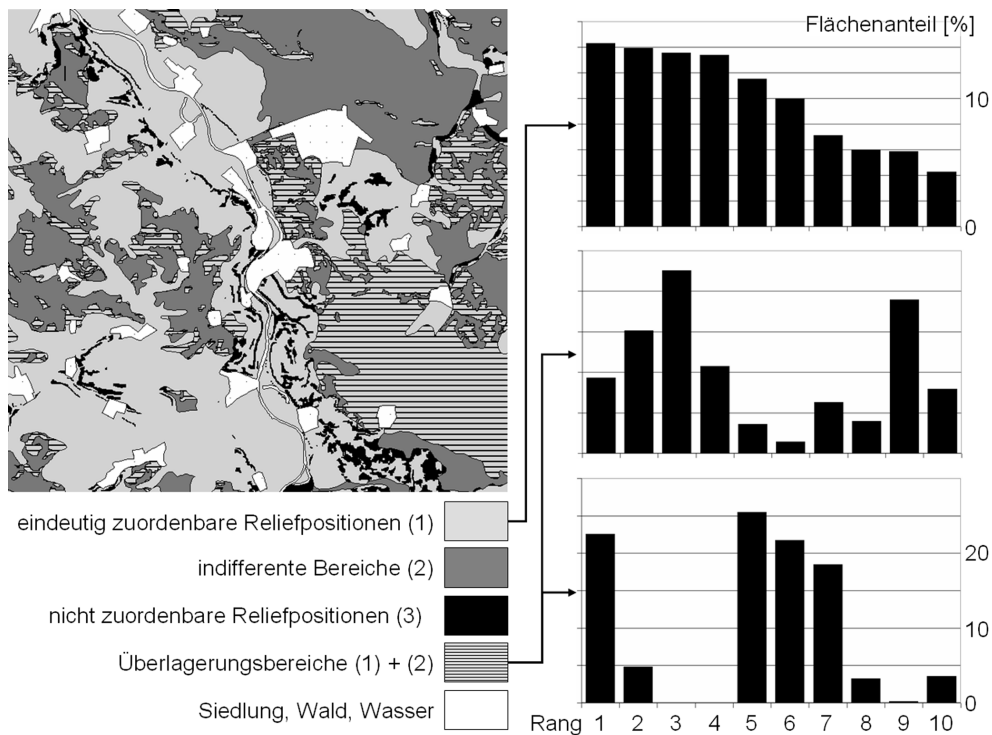
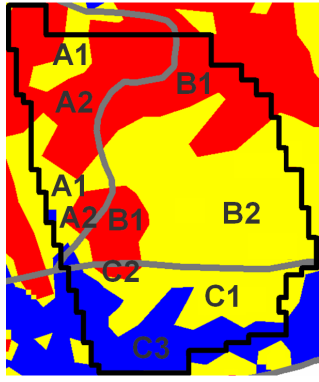


Abb. 5.12: Verortung der Disaggregationsergebnisse sowie Darstellung der Rangstufen-Flächenanteile für die Kategorie 'Indifferente Bereiche'

Tab. 5.3: Semantische Verknüpfung zwischen Wissensbasis (RELPOS) (vgl. Kap. 5.3.1) und Klassifikationsergebnis (TOPOS) (vgl. Kap. 5.3.3)

RELPOS	Reliefpositionen										
	P	P-H	H	Hk	E	Hf	Uh	R	S	T	M
TOPOS	Hang			Flachbereich		Senke			Aue		

Tab. 5.4: MMK-Disaggregation am Beispiel eines Ackerschlag (vgl. Abb. 5.1, S. 72)

MMK u. Reliefpositionen	Rang	A1	A2	B1	B2	C1	C2	C3
	1	–	vl/gC	öC	–	–	öC	–
	2	–	öC	–	öT	–	–	eöT
	3	–	vt/gC	ö/IC	–	–	söC	–
	4	–	nl/gC	ö//IC	–	–	ö/gC	–
	5	–	ö/gC	–	ö/IT	öT	–	–
	6	–	–	–	ö//IT	–	vl/gC	–
	7	–	–	–	–	–	ö/IC	–
	8	ö/gT	–	–	–	–	–	öZ
	9	öT	–	ö/vIC	–	–	IC	–
	10	–	fC	–	ö/vIT	–	ö/vIC	–

■ Senke, ■ Hang, ■ Flachbereich, — Grenzen der MMK-Kartiereinheiten, — Ackerschlaggrenze (Bodenformennomenklatur nach TGL 24300/08 (1986))

Nach der semantischen und räumlichen Verknüpfung können den Reliefpositionen eine bzw. mehrere (Kategorie 1, $\approx 45\%$ der Fläche)⁶, 'Indifferente Bereiche' (Kategorie 2, $\approx 29\%$ der Fläche) oder keine Bodenformen (Kategorie 3, $\approx 4\%$ der Fläche) zugeordnet werden. Auf $\approx 22\%$ der Fläche sind für die Reliefpositionen nur teilweise Bodenform-Entsprechungen verfügbar. Hier werden eine oder mehrere Rang-Position(en) von der Kategorie 'Indifferente Bereiche' eingenommen (Kategorien 1 und 2).

Abbildung 5.12 veranschaulicht die Disaggregationsergebnisse. Dabei fällt auf, dass die Kategorie 'Indifferente Bereiche' vor allem in den flacheren Reliefeinheiten überwiegen, wo weniger relief-, sondern häufig substratbedingte Unterschiede zu Bodendifferenzierungen führen.

Tabelle 5.4 verdeutlicht, wie die Disaggregationsergebnisse für eine schlagbezogene Bodenkonzeptkarte verwendet werden können⁷. Der Beispielackerschlag gehört zur Disaggregationerkategorie 1 (Abb. 5.12): Jede Reliefposition kann durch mindestens eine Bodenform beschrieben werden. Die zugeordneten Bodenformen decken im Fall der Kartiereinheit C vollständig und – bei den MMK-Kartiereinheiten A und B – fast das ganze Bodenformenspektrum ab.

Für die Disaggregation werden die dominierenden Bodenformen verwendet, die den höchsten Rang und damit den größten Flächenanteil innerhalb der MMK-Kartiereinheit aufweisen. Bei räumlich zusammenhängenden Reliefpositionen, die unterschiedlichen MMK-Kartiereinheiten angehören, werden die dominierenden Bodenformen jeder Kar-

⁶Die Prozentangaben beziehen sich auf die Gesamtfläche abzüglich der Siedlungs-, Wald- und Wasserflächen.

⁷Die Lage des Ackerschlag ist in Abbildung 5.1 (S. 72) gelb hervorgehoben und geht auch aus Abbildung 2.2 hervor.

tiereinheit berücksichtigt. Beispielsweise wird die Reliefposition 'Flachbereich', die durch die Teilflächen A1, B2 und C1 eingenommen wird, durch die Bodenformen öT (Rang 2 und 5) sowie ö/gT (Rang 8) beschrieben. Die Reliefposition wird also in erster Linie durch die Bodenform öT dominiert, während die Bodenform ö/gT nur untergeordnet auftritt.

5.4 Zusammenfassung

Hauptgegenstand des Kapitels war die Disaggregation heterogener Bodeninformationen durch die Verortung semantischer Beziehungen zwischen Bodenformen und Reliefpositionen. Als Verortungsinstrument diente eine adaptive Reliefklassifikation, die aus der Anwendung eines neuen hierarchischen und objektorientierten Reliefgliederungsansatzes resultierte.

5.4.1 Reliefgliederung

Der vorgestellte Ansatz der Reliefgliederung behandelte Objektbildung und Klassifikation getrennt. Die Objektbildung gründete sich auf bodenkundlich relevante Reliefattribute, die mit einem regionenbasierten Segmentierungsverfahren in multi-skalare Objektstrukturen überführt wurden (vgl. Kap. 3.1.3). Die multi-skalaren Objektstrukturen ermöglichten die Detektion von Reliefeinheiten auf verschiedenen Hierarchiestufen (hier: Auen- und Senkenbereiche; vgl. Kap. 5.3.3.1) sowie die zielmaßstabsbezogene Klassifikation von Reliefpositionen unter Berücksichtigung der landschaftlichen Heterogenität, was durch den Bezug auf hierarchisch übergeordnete Reliefeinheiten realisiert werden konnte (vgl. Kap. 5.3.3.2).

Die Klassifikationsprozedur koppelte ein statistisches Gliederungsverfahren mit einem wahrscheinlichkeitsbasierten Klassifikator. Als Klassifikationsgrundlage diente in erster Linie das prozessorientierte Reliefattribut MBI_{mod} , das sich als robustes Merkmal zur einfachen, insbesondere bodenkundlich-orientierten Reliefgliederung erwiesen hat. Durch die Anwendung einer hierarchischen Abfrageprozedur konnte die dafür notwendige Auswahl der Trainingsgebiete automatisiert und ohne die Verwendung von 'starrten' Schwellenwerten vorgenommen werden (vgl. Drâgut & Blaschke, 2006). Der entscheidende Vorteil der Klassifikationsprozedur besteht in der Möglichkeit, mittels einer Attribut- und hierarchischen Variablen die Flächenanteile der Zielklassen zu verändern und damit eine Adaption an Reliefpositionsdefinitionen vornehmen zu können (Adaptive Reliefgliederung).

Die klassifizierten Reliefpositionen repräsentieren Störungsgrade von Gleichgewichtszuständen reliefbedingter Massenbilanzen: Je stärker der Wert von 0 abweicht, desto größer ist die Störung. Im Gegensatz zu anderen prozessorientierten Attributen (z.B. Blaszczyński, 1997; Park et al., 2001) kann MBI_{mod} an die Reliefwahrnehmung des jeweiligen Nutzers angepasst werden. Weiterhin gestattet die Differenzierung des MBI_{mod} -Wertebereiches in positive und negative Zonen die einfachere Abgrenzung von Senken- und Auenbereichen.

Bei den meisten Ansätzen bodenbodezogener Reliefgliederungen wird die Validierung der Klassifikationsergebnisse mithilfe von statistischen Beziehungen zwischen Boden- und Reliefeigenschaften vorgenommen (Pennock et al., 1987; Zhu et al., 1997; Park et al., 2001; Park & Vlek, 2002; Pennock, 2003; Park & van de Giesen, 2004; Ryan et al., 2000;

Schmidt & Hewitt, 2004; MacMillan et al., 2004). Der hier vorgestellte Ansatz erlaubt es, jedes Klassifikationsergebnis durch ein Genauigkeitsmaß (Hersteller-, Nutzer- und Gesamtgenauigkeit) zu kennzeichnen.

Ein offenes Problem ist die Bestimmung von relevanten Hierarchieebenen beispielsweise für die Klassifikation von Reliefpositionen. Ein Lösungsansatz könnte in der Identifizierung von landschaftlichen Skalensprüngen bestehen (vgl. Hay et al., 2001; Hall et al., 2004). Weiterhin ist ungeklärt, welche Parametereinstellungen des Segmentierungsalgorithmus die zu klassifizierenden Reliefeinheiten am besten repräsentieren. Hierzu ist ähnlich dem in Kapitel 4.3.2 verfolgten Klassifikationsansatz eine Objektvalidierung vorzuschalten. Schließlich wird angestrebt, die bisher subjektiv bestimmte Clusteranzahl durch einen Algorithmus zu ersetzen, der zu einer statistisch optimalen Clusteranzahl führt (vgl. de Bruin & Stein, 1998).

5.4.2 Disaggregation

Die Disaggregation von Bodeninformationen ist eine effektive Möglichkeit, um geometrisch und inhaltlich höher aufgelöste Bodeninformationen bereitzustellen. Voraussetzung ist die Existenz einer disaggregierbaren Wissensbasis, wie sie in der Attributtabelle der MMK-Dokumentationsblätter A vorgehalten wird (Kap. 5.3.1).

Am Beispiel eines ca. 100 ha großen Untersuchungsgebietes wurde gezeigt, wie heterogene MMK-Bodeneinheiten auf der Grundlage semantischer Beziehungen zwischen Reliefpositionen und Bodenformen einerseits (Wissensbasis) und einer adaptiven Reliefgliederung andererseits (geometrische Gliederung; vgl. Kap. 5.3.3 u. 5.4.1) in Bodeneinheiten mit einer höheren geometrischen und inhaltlichen Auflösung disaggregiert werden können. Die klassifizierten Reliefpositionen sind zu etwa 70 % mit einer oder mehreren Bodenformen verknüpft worden. Etwa ein Drittel dieser MMK-Fläche war nur teilweise disaggregierbar.

Die Disaggregation führt also zu einer räumlichen und inhaltlichen Einschränkung des potenziell vorkommenden Spektrums an Bodenformen. Gleichzeitig wird aber deutlich, dass das Disaggregationsergebnis noch ein hohes Maß an Unsicherheit aufweist, da zumeist mehrere Bodenformen den Reliefpositionen zugewiesen worden sind. Das bedeutet, dass eine Disaggregation nicht alleine auf Basis von Reliefinformationen vorgenommen werden kann (vgl. McBratney et al., 2003; MacMillan et al., 2004). Hier ist durch die Einbeziehung weiterer Zusatzinformationen eine Erhöhung des Disaggregierungsgrads zu erwarten. So besteht durch die Integration von thematischen und kontinuierlichen Zusatzdaten (z.B. bodenkundliche Altdaten, Satellitenbild- oder Luftbildinformationen) die Möglichkeit, das Spektrum der zugewiesenen Bodenformen weiter einzuengen und dadurch auch die indifferenten Bereiche einer Disaggregation zu unterziehen (z.B. Gerighausen & Möller, 2005; Hannemann, 2005). Somit kann der Grad der Disaggregation bzw. die Disaggregierbarkeit auch als ein Qualitätsmaß verstanden werden, dass dem heterogenen Bodenkartenwerk im Nachhinein zugewiesen werden kann.

Der Bezug des semantischen und geometrischen MMK-Informationsgehaltes auf die klassifizierten Reliefpositionen führt zur 'Auflösung' der ursprünglichen MMK-Grenzen. Die 'neuen' Grenzen sind über die Segmentierungsparameter nachvollziehbar, veränderbar und – bei einer Verfügbarkeit von Referenzinformationen – validierbar. Die Disaggregation entspricht somit einer vollständigen semantischen und geometrischen Datenintegration (vgl. Kap. 1.1).

6 Gesamtbetrachtung

Die Motivation der Arbeit ergab sich der Diskrepanz zwischen Datenanforderungen, die mit der nationalen und europäischen Umweltgesetzgebung im Zusammenhang stehen, und der mangelnden Verfügbarkeit von thematischen Grundlagendaten für Modellanwendungen. Im Gegensatz zu thematische Grundlagendaten, die in der Regel das Ergebnis langjähriger Kartierungsprojekte sind, hat die operationelle Verfügbarkeit kontinuierlicher Flächeninformationen zugenommen. Dazu gehören insbesondere digitale Relief- und Fernerkundungsdaten, die in unterschiedlichen inhaltlichen, zeitlichen und geometrischen Auflösungen vorliegen.

Die in der Arbeit vorgestellte Methode zur operationellen Bereitstellung von thematischen Grundlagendaten leistet einen Beitrag zu einem der wichtigsten Schlüsselthemen der landschaftsökologischen Forschung (Kap. 1.1) und basiert auf Theorien hierarchischer Landschaftsgliederungen (Kap. 2). Eine praktische Umsetzung ist das Konzept multi-skalarer Objektstrukturen (Kap. 1.2, 3.1.3.1 u. 3.2.3), die durch die Anwendung von regionen-basierten Segmentierungsalgorithmen auf kontinuierliche Flächendaten erzeugt werden können. Die Kopplung multi-skalarer Objektstrukturen mit bestehenden funktionalen Hierarchien thematischer Kartenwerke bildet den strukturellen Rahmen, innerhalb dessen räumlich-zeitliche Datenlücken durch die Anwendung von verschiedenen Klassifikationsalgorithmen (Kap. 3.3.1) geschlossen sowie geometrische und semantische Qualitätsmaße abgeleitet werden können (Kap. 3.3.3 u. 3.1.3.2).

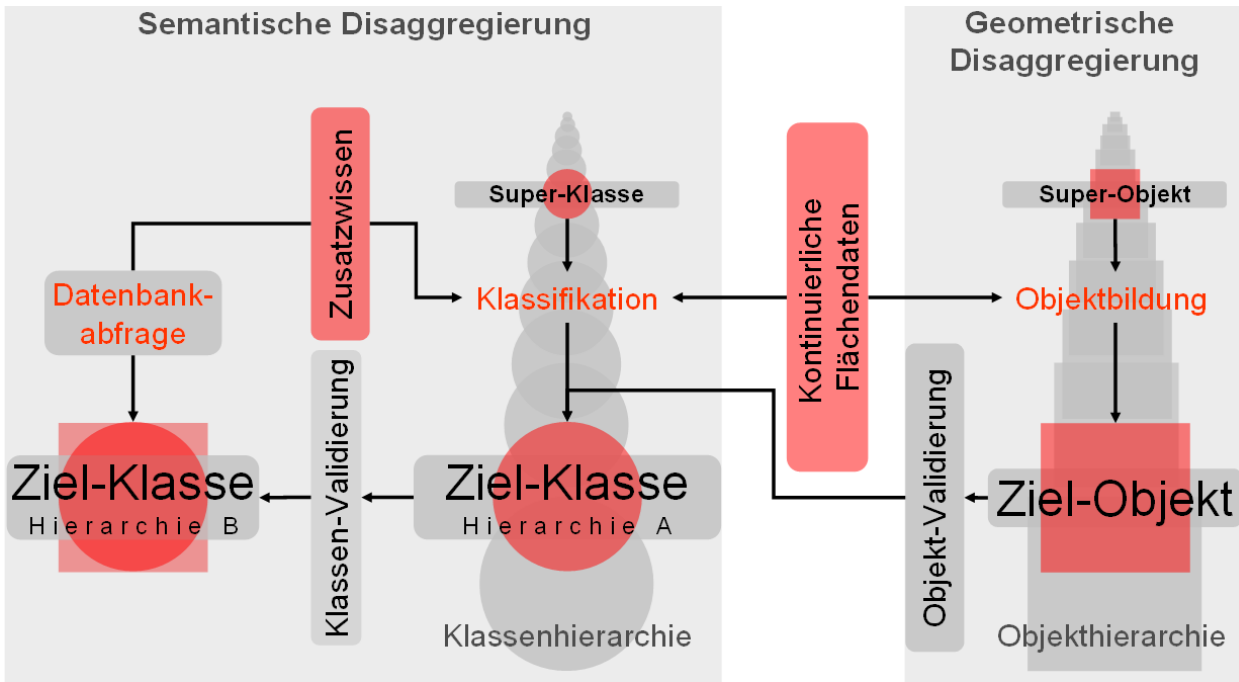
Der methodische Ansatz ist am Beispiel der Disaggregation der Landnutzungskategorie 'Ackerfläche' und des Bodenkartenwerkes der Mittelmaßstäbigen Landwirtschaftlichen Standortkartierung (MMK) realisiert worden. Die Disaggregierungsprozeduren folgten einer einheitlichen Vorgehensweise (Abb. 6.1), die sich in die Schritte (1.) geometrische Disaggregation und (2.) semantische Disaggregation gliedert. Die Prozedur kann als ein Spezialfall des in Abbildung 1.3 (S. 17) dargestellten Fließschemas einer Datenintegration aufgefasst werden. Die Ergebnisse zeichnen sich dadurch aus, dass ihnen sowohl inhaltliche als auch (im Falle der Ackerschlagabgrenzung) geometrische Qualitätsmaße zugeordnet werden können. Grenzen und Inhalte werden durch die Disaggregierungsprozedur einer Qualitätsüberprüfung unterzogen und ggf. räumlich und inhaltlich aktualisiert.

6.1 Geometrische Disaggregation

Die geometrische Disaggregation basiert auf kontinuierlichen Datensätzen in Form von Satellitenbildkanälen bzw. -ableitungen sowie Reliefableitungen, die als Grundlage für die regionenbasierte **Segmentierung** der **Zielobjekte** 'Reliefobjekte' und 'Spektralobjekte' dienen. Die Objekte repräsentieren Spektral- und Reliefeinheiten mit einer spezifischen Objektheterogenität.

In die Segmentierung der Spektraleinheiten gingen zusätzlich aggregierte Geometrien der Biotoptypenkartierung als geometrische Abbruchkriterien ein, die gleichzeitig als

6 Gesamtbetrachtung



		Landnutzung	Relief/Boden
Geometrische Disaggregation	Kontinuierliche Flächendaten	multitemporale Kanäle und Ableitungen (Kap. 4.2.3) Landsat (E)TM	DGM10 × 10-Reliefableitungen (Kap. 5.2.2.2)
	Objektbildung	regionenbasierte Segmentierung (Kap. 4.3.2.1)	regionenbasierte Segmentierung (Kap. 5.3.2)
	Super-Objekt	Biotoptypenklasse 'Ackerfläche' (Kap. 4.2.1)	Reliefobjekte – oberes Aggregationsniveau (Kap. 5.3.2)
	Zielobjekte	Spektralobjekte (Kap. 4.3.2.1)	Reliefobjekte – unteres Aggregationsniveau (Kap. 5.3.2)
	Objektvalidierung	Test auf Unter- und Übersegmentierung (Kap. 4.3.2.2)	nein
Semantische Disaggregation	Kontinuierliche Flächendaten	multitemporale Spektralsignaturen (Kap. 4.2.3)	Reliefableitungen und 'k means'-Clustermittelwerte (Kap. 5.2.2.2)
	Super-Klasse	Biotoptypenklasse 'Ackerfläche' (Kap. 4.2.1)	MMK-Kartiereinheiten (Kap. 5.2.1)
	Zusatzwissen Klassifikation	semantische Informationen zur Landnutzungsentwicklung (Kap. 4.3.4)	semantische Klassendefinitionen (Kap. 5.3.1)
	Zielklassen Hierarchie A	Ackerschlag (Kap. 4.3.1 u. 4.3.4)	Reliefpositionen (Kap. 5.3.1 u. 5.3.3)
	Klassifikation	Fuzzy-NN-Klassifikator in Kombination mit eindimensionalen Zugehörigkeitsfunktionen (Einschränkungskriterien; Kap. 4.3.4)	hierarchische Datenbankabfrage (Kap. 5.3.3.1) u. ML-Klassifikator (Kap. 5.3.3.2)
Zusatzwissen	Klassenvalidierung	Konfusionsmatrix (Kap. 4.3.5)	Konfusionsmatrix (Kap. 5.3.4)
	Zusatzwissen Datenbankabfrage	statistische Bodennutzungsinformationen (Kap. 4.2.2 u. 4.4)	MMK-Dokumentationsblätter A (Kap. 5.2.1 u. 5.3.5)
	Zielklassen Hierarchie B	Feldfrucht (Kap. 4.4)	Bodenform (Kap. 5.3.5)

Abb. 6.1: Fließschema zur Disaggregation funktionaler Hierarchien auf der Grundlage kontinuierlicher Flächendaten am Beispiel der Disaggregation der Landnutzungskategorie 'Ackerfläche' und des Bodenkartenerkes der Mittelmaßstäbigen Landwirtschaftlichen Standortkartierung (MMK)

Super-Objekte innerhalb der bi-skalaren Objektstruktur fungierten. Bei der Segmentierung der Reliefableitungen entstanden multi-skalare Reliefobjektstrukturen (hier: elf Aggregationsniveaus.)

Die Spektralobjekte konnten einer **Objektvalidierung** unterzogen werden. Als Referenzinformationen dienten Zufallsstichproben digitalisierter Ackerschläge, auf deren Abgrenzung die Segmentierung zielte. Die Objektvalidierung der Reliefeinheiten scheiterte an der Verfügbarkeit von Referenzinformationen.

6.2 Semantische Disaggregation

Durch die **Klassifikation** der Ziel-Objekte mittels statistischer Klassifikatoren unter Einbeziehung von **Zusatzwissen** werden die Attributinformationen in die **Zielklassen** überführt. Den Zielklassen können durch die Anwendung von **Klassen-Validierungsoperationen** semantische Qualitätsmaße zugewiesen werden:

- Die Aktualisierung der Landnutzungsklassen bezog sich auf die Hauptnutzungsarten bzw. **Super-Klassen**, für die ein Zusammenhang mit der Landnutzungsdynamik der Kategorie 'Ackerfläche' angenommen wurde. Dieses Zusatzwissen ging in Form ein-dimensionaler Zugehörigkeitsfunktionen als Einschränkungskriterien in die Fuzzy-NN-Klassifikation der kontinuierlichen Objektattribute ein.
- Bei der Klassifikation der Reliefpositionen wurde eine multi-skalare Abfrageprozedur mit einem wahrscheinlichkeitsbasierten *ML*-Klassifikator verknüpft. Durch den Bezug auf die Super-Objekte konnte der landschaftlichen Heterogenität Rechnung getragen werden (Kap. 5.3.3).

Die semantische Disaggregation setzt die Verknüpfung von Klassen- und Objekthierarchien voraus. Im Falle der Landnutzungs-klassifikation wurde die geometrische und semantische Verknüpfung bereits durch die Integration der aggregierten Biotoptypenklassen in den Objektbildungs- bzw. Segmentierungsprozess realisiert. Die Relief- und Bodenhierarchien sind dagegen nach der Klassifikation der Reliefpositionen durch eine einfache geometrische Verschneidung integriert worden.

Diese Vorgehensweise verdeutlicht die Flexibilität der entwickelten Disaggregierungsprozedur und liegt im unterschiedlichen Charakter der thematischen und kontinuierlichen Eingangsdaten begründet. Während die Landnutzungs- und Satellitenbildinformationen in den Untersuchungsräumen zumeist anthropogene und damit oftmals scharfe Grenzen abbilden, sind die Grenzen der Boden- und Reliefeinheiten in der Regel Ausdruck von signifikanten Merkmalsprüngen in einem Merkmalskontinuum (vgl. Abb. 3.1, S. 28). Für den Segmentierungsprozess hat das zur Folge, dass bei der Segmentierung von Reliefattributen der Einfluss bereits existierender Grenzen auf die Ausprägung der resultierenden Reliefeinheiten größer ist als bei der Segmentierung von Satellitenbildkanälen und -ableitungen.

Die verknüpften Objekt- und funktionalen Hierarchien sind schließlich Bindeglieder zu anderen funktionalen Hierarchien (vgl. Abb. 1.4, S. 18). Dadurch können verschiedene Sachverhalte mittels **Datenbankabfragen** in Beziehung werden:

- Jedes Ackerschlagobjekt konnte durch eine spezifische Spektralsignatur charakterisiert werden, die im Zusammenhang mit phänologischen Stadien der Kulturpflanzen am jeweiligen Aufnahmeterrain steht. Kreisbezogene Informationen aus der

Agrarstatistik über die potenziell vorkommenden Feldfrüchte dienten dabei als Einschränkungskriterien bei der schlagspezifischen Feldfruchtklassifikation.

- Die Verknüpfung der Relief- und Bodenhierarchien ermöglichte die Lokalisierung von Boden-Relief-Relationen, die in der Wissensbasis der MMK aufgeführt sind. Dadurch konnte das potenziell vorkommende Spektrum an Bodenformen räumlich und inhaltlich eingeschränkt werden.

6.3 Ausblick

Der in der Arbeit vorgestellte Ansatz zur Disaggregation thematischer Grundlagendaten ist Teil einer konzeptionellen Umgebung zur Modellierung landschaftsökologischer Prozesse vor dem Hintergrund politischer Rahmenbedingungen (Abb. 6.2). Letztere definieren die Bezugsräume (reference units), innerhalb derer Prozesse modelliert, (thematische) Grundlagendaten (geodata) bereitgestellt sowie Bezugseinheiten geometrisch abgegrenzt werden. Ein wichtiger Aspekt ist dabei die Kennzeichnung der geometrischen und inhaltliche Datenqualität, wozu in der Arbeit Lösungsansätze vorgestellt und noch weiterhin bestehende Forschungsdefizite formuliert wurden (vgl. Kap. 4.5 u. 5.4). Die Betrachtung von Bezugsräumen eröffnet zudem die Möglichkeit, die maßstabsspezifische Heterogenität thematischer Daten bewerten und steuern zu können (Möller et al., 2007b).

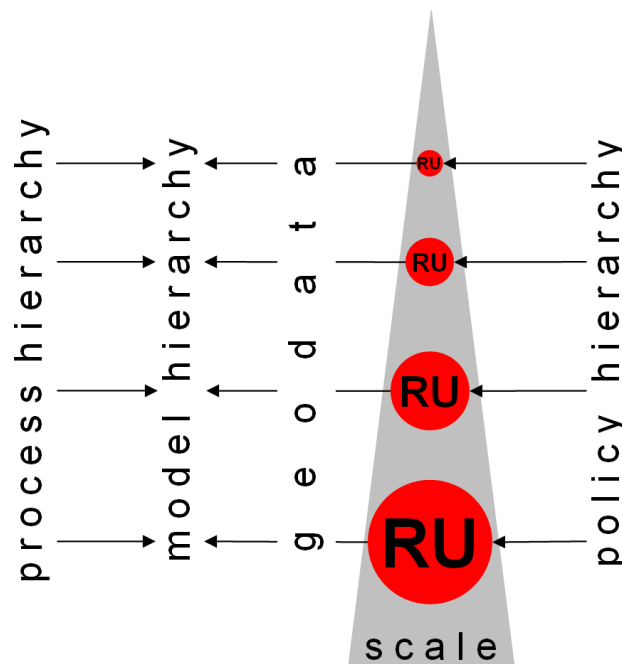


Abb. 6.2: Umgebung für maßstabsspezifische Modellierung landschaftlicher Prozesse vor dem Hintergrund politischer Rahmenbedingungen (RU = reference unit)

7 Kurzfassung

Landschaftsökologische Modellierungen stehen im Spannungsfeld zwischen gesellschaftlichen Ansprüchen und der mangelnden maßstabsspezifischen Verfügbarkeit an thematischen Grundlagendaten und Bezugseinheiten. Gesellschaftliche Ansprüche resultieren aus der nationalen und europäischen Umweltgesetzgebung. Die maßstabsspezifische Datenverfügbarkeit bezieht sich auf die inhaltliche, zeitliche und geometrische Auflösung sowie die Datenqualität.

Das Hauptziel der Arbeit besteht in der Entwicklung einer Datenintegrations- und Disaggregierungsprozedur zur maßstabsspezifischen Bereitstellung von Grundlagendaten, die in eine konzeptionelle Umgebung zur Modellierung landschaftsökologischer Prozesse vor dem Hintergrund politischer Rahmenbedingungen einbettet ist.

Die Prozedur beruht auf der Verknüpfung von bestehenden funktionalen Hierarchien thematischer Grundlagendaten mit multi-skalaren Objektstrukturen, die sich aus der regionenbasierten Segmentierung kontinuierlicher Flächendaten ableiten. Die statistische Klassifikation der resultierenden Bezugseinheiten unter Berücksichtigung von Zusatzwissen führt zu räumlich-zeitlichen Lückenschlüssen funktionaler Hierarchien. Den Disaggregierungsergebnissen können Qualitätsmaße zugeordnet werden, die sich sowohl auf die Grenzen der Bezugseinheiten als auch auf die Klassifikationen beziehen.

Der methodische Ansatz ist beispielhaft anhand der Disaggregation (1.) einer Landnutzungs-klasse und (2.) eines Bodenkartenwerkes angewendet worden:

1. Die Disaggregation der thematischen Klasse 'Ackerflächen' basierte auf der geometrischen und semantischen Verknüpfung von Biotoptypenkartierung, spektralen Objekten aus der Segmentierung multi-temporaler Landsat-Satellitenbilder sowie kreisbezogenen Feldfuchtinformationen aus der Agrarstatistik. Als Ergebnis konnten Ackerschläge automatisiert abgegrenzt, mit einem neuen Objektvalidierungsverfahren hinsichtlich ihrer Grenzgenauigkeit bewertet sowie beispielhaft mit Informationen zur aktuellen Feldfurcht attribuiert werden.
2. Die Disaggregation des Bodenkartenwerkes der Mittelmaßstäbigen landwirtschaftlichen Standortkartierung (MMK) konnte (a) durch eine adaptive Reliefklassifikation und (b) die anschließende Verknüpfung der resultierenden Reliefklassen mit der MMK-Wissensbasis realisiert werden:
 - a) Das neu entwickelte Reliefgliederungsverfahren ermöglichte die Adaption der Klassifizierungsergebnisse an Reliefklassendefinitionen, die Ausdruck einer nutzerspezifischen Landschaftswahrnehmung sind.
 - b) Als Verknüpfungsrelationen dienten Angaben zur Verbreitung von Bodenformen und zugehörigen Reliefklassen. Auf diese Weise konnte das semantische Bodenformeninventar der Wissensbasis lokalisiert werden.

8 Summary

Landscape-related modelling is challenged to prevail within the limits of scale-specific availability of geodata and reference units on the one side and policy requirements on the other side. Policy requirements result from national and European societal acting of legislature and executive on different administrative levels regarding environmental issues. The scale-specific availability of geodata refers to semantic, temporal and geometric resolutions as well as data accuracy.

The main objective of the thesis is the development of a procedure for data integration and disaggregation enabling the supply of scale-specific thematic geodata. The procedure is embedded in a conceptual framework for modelling of landscape-related processes against the background of policy conditions.

The method is based on the coupling of existing functional hierarchies of thematic geodata and multi-scale object structures. Multi-scale object structures arise from the region-based segmentation of continuous data. The statistical classification of the resulting reference units considers auxiliary data and fills spatio-temporal gaps of functional hierarchies. The disaggregation results can be characterised by quality measures which refer to both objects and classifications.

The approach is applied to the example of the disaggregation (1.) of a land use class and (2.) of a soil map:

1. The disaggregation of the thematic class 'intensive agriculture' was based on the geometric and semantic coupling of the digital biotope and land use types, spectral objects from the segmentation of multi-temporal Landsat satellite data as well as crop data from the agrarian state statistics. The resulting fields could be assessed regarding boundary accuracy as well as be updated with information of current field crops.
2. The disaggregation of mesoscale soil mapping units could be realised by (a) an adaptive terrain classification procedure and (b) the following coupling of the resulting landforms with a semantic knowledge base:
 - a) The new terrain classification procedure enabled the adaptation of landform classifications to user's landscape perception.
 - b) The knowledge base contains information about semantic relations between soil classes and landforms. Thus, the soil class inventory of the knowledge base could be localised.

Anhang

A Validierungsergebnisse der Schlagabgrenzung

Tab. A.1: Flächenanteile (FA), Objektanzahl (O), Cluster-Mittelpunkte (C), Dominanztripl (DT) und Vergleichsindizes (VI) der hierarchischen Attribute (A) RA_{SO} und RP_{SO} für verschiedene Segmentierungsvariante (vgl. Tab. 4.3, S. 53); ¹ = Test auf Übersegmentierung; ² = Test auf Untersegmentierung

H O	A	Vergleichsklassen Segmentierungsvariante S1										DT	VI		
		0		1		2		3		4				5	
		FA	C	FA	C	FA	C	FA	C	FA	C			FA	C
40¹	RA_{SO}	5,71	0,01	3,23	0,04	6,10	0,09	0,82	0,35	17,69	0,57	66,45	0,93	542	84
15948	RP_{SO}		0,99		0,75		0,41		0,96		0,30		0,03		
50¹	RA_{SO}	5,22	0,01	1,90	0,03	5,91	0,11	0,93	0,36	13,21	0,63	72,83	0,94	542	87
15629	RP_{SO}		0,99		0,76		0,42		0,94		0,25		0,03		
60¹	RA_{SO}	5,03	0,01	2,00	0,03	2,25	0,11	1,00	0,36	10,04	0,61	79,68	0,94	540	90
15438	RP_{SO}		0,99		0,76		0,42		0,94		0,25		0,03		
70¹	RA_{SO}	4,64	0,01	1,56	0,03	2,15	0,11	0,76	0,37	7,33	0,61	83,56	0,94	540	91
15313	RP_{SO}		0,99		0,76		0,41		0,94		0,26		0,03		
40²	RA_{SO}	4,40	0,02	2,87	0,08	0,89	0,09	1,13	0,35	6,26	0,58	84,46	0,95	540	91
15948	RP_{SO}		0,99		0,67		0,28		0,96		0,30		0,03		
50²	RA_{SO}	4,38	0,01	1,12	0,07	4,21	0,08	1,42	0,35	10,18	0,56	78,70	0,95	540	90
15629	RP_{SO}		0,99		0,67		0,29		0,96		0,31		0,03		
60²	RA_{SO}	4,50	0,01	1,62	0,08	4,44	0,08	1,58	0,35	11,14	0,56	76,72	0,95	540	89
15438	RP_{SO}		0,99		0,30		0,68		0,96		0,31		0,03		
70²	RA_{SO}	4,61	0,01	1,61	0,08	4,84	0,08	1,38	0,35	16,13	0,56	71,43	0,95	542	87
15313	RP_{SO}		0,99		0,30		0,68		0,97		0,31		0,03		
Vergleichsklassen Segmentierungsvariante S2															
40¹	RA_{SO}	4,87	0,01	3,59	0,05	3,17	0,06	1,75	0,37	16,37	0,58	70,25	0,94	540	86
16501	RP_{SO}		0,99		0,73		0,32		0,97		0,32		0,03		
50¹	RA_{SO}	5,22	0,01	1,90	0,03	5,91	0,11	0,93	0,36	13,21	0,63	72,83	0,94	542	87
16199	RP_{SO}		0,99		0,76		0,42		0,94		0,25		0,03		
60¹	RA_{SO}	5,03	0,01	2,00	0,03	2,25	0,11	1,00	0,36	10,04	0,61	79,68	0,94	540	90
16001	RP_{SO}		0,99		0,76		0,42		0,94		0,25		0,03		
70¹	RA_{SO}	4,64	0,01	1,56	0,03	2,15	0,11	0,76	0,37	7,33	0,61	83,56	0,94	540	91
15888	RP_{SO}		0,99		0,76		0,41		0,94		0,26		0,03		
40²	RA_{SO}	4,02	0,01	1,19	0,07	1,66	0,32	3,09	0,44	8,47	0,65	81,56	0,96	540	91
16501	RP_{SO}		0,99		0,43		0,99		0,48		0,20		0,02		
50²	RA_{SO}	4,21	0,01	1,52	0,06	1,64	0,31	4,46	0,41	7,31	0,64	80,85	0,96	543	90
16199	RP_{SO}		0,99		0,41		0,98		0,47		0,20		0,02		
60²	RA_{SO}	4,13	0,01	0,94	0,08	3,54	0,09	1,61	0,33	13,89	0,55	75,90	0,95	540	90
16001	RP_{SO}		0,99		0,30		0,65		0,98		0,31		0,03		
70²	RA_{SO}	4,13	0,01	1,28	0,09	4,31	0,09	2,27	0,33	14,52	0,56	73,49	0,95	542	88
15888	RP_{SO}		0,99		0,29		0,65		0,98		0,30		0,03		

Fortsetzung nächste Seite

Fortsetzung Tabelle A.1

		Vergleichsklassen Segmentierungsvariante S3										DT	VI
H	A	0		1		2		3		4			
O		FA	C	FA	C	FA	C	FA	C	FA	C	FA	C
40 ¹	RA _{SO}												
16457	RP _{SO}	5,07	0,01	3,53	0,04	2,56	0,06	1,06	0,38	14,84	0,54	72,94	0,94
50 ¹	RA _{SO}												
16154	RP _{SO}	4,97	0,01	2,66	0,04	1,12	0,07	0,92	0,38	12,42	0,58	77,91	0,94
60 ¹	RA _{SO}												
15958	RP _{SO}	4,62	0,01	2,31	0,04	0,96	0,08	1,42	0,40	8,62	0,61	82,08	0,95
70 ¹	RA _{SO}												
15861	RP _{SO}	4,41	0,01	1,91	0,04	0,90	0,09	1,42	0,40	7,63	0,60	83,74	0,95
40 ²	RA _{SO}												
16457	RP _{SO}	3,66	0,01	2,17	0,07	0,75	0,08	1,78	0,34	8,36	0,57	83,27	0,95
50 ²	RA _{SO}												
16154	RP _{SO}	3,90	0,01	0,97	0,08	2,87	0,08	1,74	0,34	8,45	0,57	82,06	0,95
60 ²	RA _{SO}												
15958	RP _{SO}	4,16	0,01	1,17	0,08	3,43	0,08	2,01	0,33	13,03	0,58	77,00	0,95
70 ²	RA _{SO}												
15861	RP _{SO}	4,10	0,01	1,28	0,09	4,72	0,09	2,25	0,33	15,24	0,57	72,42	0,95
		Vergleichsklassen Segmentierungsvariante S4											
40 ¹	RA _{SO}												
16661	RP _{SO}	5,69	0,01	3,12	0,04	1,84	0,36	15,39	0,43	12,75	0,72	61,19	0,96
50 ¹	RA _{SO}												
16262	RP _{SO}	5,27	0,01	2,92	0,04	1,43	0,36	10,54	0,47	11,15	0,75	68,69	0,96
60 ¹	RA _{SO}												
16056	RP _{SO}	4,98	0,01	1,67	0,04	1,61	0,37	4,69	0,47	9,22	0,76	77,83	0,96
70 ¹	RA _{SO}												
15917	RP _{SO}	4,68	0,01	1,44	0,05	1,44	0,37	2,91	0,48	7,63	0,76	81,90	0,96
40 ²	RA _{SO}												
16661	RP _{SO}	3,94	0,01	1,96	0,08	0,71	0,33	4,57	0,50	7,53	0,78	81,28	0,97
50 ²	RA _{SO}												
16262	RP _{SO}	4,40	0,01	2,75	0,08	1,53	0,33	7,82	0,33	8,82	0,79	74,68	0,97
60 ²	RA _{SO}												
16056	RP _{SO}	4,76	0,01	3,47	0,08	1,52	0,33	10,76	0,49	10,68	0,78	68,82	0,98
70 ²	RA _{SO}												
15917	RP _{SO}	4,00	0,01	1,56	0,09	4,10	0,09	2,27	0,33	15,06	0,55	73,01	0,95
		Vergleichsklassen Segmentierungsvariante S5											
40 ¹	RA _{SO}												
16429	RP _{SO}	4,71	0,01	1,30	0,04	6,34	0,06	1,47	0,37	21,75	0,55	64,42	0,94
50 ¹	RA _{SO}												
16116	RP _{SO}	4,57	0,01	4,16	0,05	0,97	0,05	1,99	0,40	15,41	0,61	72,89	0,95
60 ¹	RA _{SO}												
15939	RP _{SO}	4,96	0,01	2,16	0,05	1,48	0,36	7,26	0,49	10,63	0,76	73,51	0,96
70 ¹	RA _{SO}												
15845	RP _{SO}	4,90	0,01	1,52	0,06	1,46	0,37	2,78	0,50	8,45	0,77	80,89	0,96
40 ²	RA _{SO}												
16429	RP _{SO}	4,98	0,03	0,93	0,07	0,53	0,08	3,71	0,44	6,78	0,65	83,07	0,96
50 ²	RA _{SO}												
16116	RP _{SO}	5,27	0,02	1,33	0,06	0,68	0,07	5,12	0,41	10,06	0,64	77,53	0,96
60 ²	RA _{SO}												
15939	RP _{SO}	3,90	0,01	1,43	0,08	4,39	0,09	2,10	0,34	14,35	0,56	73,83	0,95
70 ²	RA _{SO}												
15845	RP _{SO}	3,93	0,01	1,56	0,08	4,88	0,09	2,39	0,33	15,44	0,56	71,80	0,95

B Landnutzungsklassifikation

Tab. B.1: Klassenbezogene Mittelwerte μ_K und Standardabweichungen σ_K von Stichproben verschiedener Kanalableitungen **B** ($K \in [1,3,4,7,9,10]$, vgl. Tab. 4.2, S. 52)

B*	Manuelle Stichprobenerhebung (vgl. Kap. 4.3.3.1)											
	μ_1	σ_1	μ_3	σ_3	μ_4	σ_4	μ_7	σ_7	μ_9	σ_9	μ_{10}	σ_{10}
B1	0,54	0,23	0,12	0,24	0,60	0,11	0,26	0,15	0,55	0,08	0,09	0,14
B2	0,54	0,15	0,19	0,23	0,47	0,13	0,28	0,15	0,66	0,08	0,09	0,12
B3	0,07	0,17	0,00	0,16	0,22	0,09	0,11	0,11	0,46	0,08	-0,06	0,07
B4	53,83	44,43	42,23	12,81	45,39	21,20	75,78	14,61	46,52	7,23	99,89	20,64
B5	131,06	14,45	52,84	16,03	139,16	16,20	110,13	15,10	104,47	13,47	121,71	19,34
B6	115,15	9,32	114,32	7,67	115,96	7,38	114,05	8,76	111,34	6,09	110,71	12,67
B7	60,37	20,58	52,07	16,03	92,01	24,17	98,40	17,46	52,81	13,17	130,57	24,29
B8	126,87	18,33	52,80	32,65	130,13	15,95	106,10	15,78	126,13	14,37	111,16	16,72
B9	-33,20	6,98	-32,78	9,58	-16,63	6,38	-30,32	9,22	-22,04	8,46	-41,94	12,46
B10	137,40	31,45	53,20	17,27	112,01	15,61	98,37	17,61	55,47	12,65	135,12	25,45
B11	129,62	18,21	66,18	22,04	128,95	11,51	107,76	12,99	122,42	11,99	119,08	17,95
B12	-35,48	6,02	-51,23	9,72	-26,18	5,13	-44,20	9,90	-29,87	4,66	-58,46	12,98
B13	103,03	29,78	26,71	21,04	87,67	29,94	45,68	17,69	61,51	24,02	48,66	28,21
	Erhöhung der Stichprobenanzahl (vgl. Kap. 4.3.3.2)											
B2	0,54	0,15	0,18	0,23	0,47	0,13	0,27	0,16	0,66	0,09	0,15	0,16
B3	0,08	0,18	-0,01	0,16	0,23	0,09	0,09	0,12	0,47	0,08	-0,04	0,08
B4	57,55	46,81	42,83	13,54	42,72	22,54	76,17	15,00	46,24	7,80	98,21	29,17
B5	131,63	14,67	53,14	28,02	140,79	16,31	108,76	15,81	104,43	13,34	129,65	24,05
B6	115,21	9,56	114,40	7,59	116,21	7,48	114,11	9,53	110,99	6,14	110,92	11,32
B7	60,01	20,81	53,17	17,71	91,25	25,19	98,84	18,02	52,79	13,70	125,59	33,57
B8	128,53	19,55	53,10	32,97	131,17	16,58	104,51	16,57	126,38	14,99	120,07	23,09
B9	-32,98	7,16	-33,37	9,99	-17,03	7,19	-31,15	9,67	-22,45	8,88	-42,08	15,53
B10	134,93	33,98	53,81	17,91	111,62	15,84	98,34	18,09	54,87	12,41	140,42	29,56
B11	131,24	19,24	66,12	22,02	131,01	12,44	106,44	13,83	122,55	12,11	122,74	20,00
B12	-35,62	6,12	-51,54	9,74	-25,76	5,00	-44,99	10,35	-29,88	4,58	-54,76	14,64
B13	103,83	30,05	27,99	22,34	87,99	31,06	44,66	17,89	62,15	24,24	41,41	27,03

* B1 = NDVI 30.04.99, B2 = NDVI 03.07.99, B3 = NDVI 13.09.99, B4 = 1. HKT 30.04.99, B5 = 2. HKT 30.04.99, B6 = 3. HKT 30.04.99, B7 = 1. HKT 03.07.99, B8 = 2. HKT 03.07.99, B9 = 2. HKT 03.07.99, B10 = 1. HKT 13.09.99, B11 = 2. HKT 13.09.99, B12 = 3. HKT 13.09.99, B13 = IDM_{sum}; vgl. Tab. 4.2, S. 52

Tab. B.2: Matrix zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit der *NN*-, *ML*-, gefilterten *ML*-Klassifikation (7×7 -Majority-Filter) und der aggregierten Biotoptypenklassen (vgl. Abb. 4.14)

	K	ID	1	3	4	7	9	10	Σ_C	NG
Fuzzy- <i>NN</i> -Klassifikation	-	0	0	0	1	1	0	0	2	-
	0,93	1	113	0	3	1	0	1	118	95,8
	0,96	3	0	31	0	0	0	1	32	96,9
	0,67	4	9	1	41	0	1	5	57	71,9
	0,89	7	0	2	1	38	0	1	42	90,5
	0,94	9	0	0	1	0	35	1	37	94,6
	0,95	10	0	0	1	0	0	22	23	95,7
	0,87	Σ_R	122	34	48	40	36	31	311	
	HG	92,6	91,2	85,4	95,0	97,2	71,0	GG = 90,0		
ML-Klassifikation	-	0	0	0	3	0	0	0	3	-
	0,81	1	107	0	9	2	0	3	121	88,4
	0,84	3	1	31	2	0	3	0	36	86,1
	0,61	4	9	0	22	0	0	2	33	66,7
	0,55	7	3	0	9	36	1	10	59	61,0
	0,88	9	0	3	1	0	33	0	37	89,2
	0,70	10	2	0	2	2	0	16	22	72,7
	0,73	Σ_R	122	34	48	40	36	31	311	
	HG	87,7	91,2	45,8	90,0	91,7	51,6	GG = 78,8		
gefilt. ML-Klassifikation	0,79	1	110	0	10	2	0	4	126	87,3
	0,82	3	1	31	2	0	3	0	37	83,8
	0,70	4	7	0	24	0	0	1	32	75,0
	0,59	7	3	0	9	36	0	8	56	64,3
	0,85	9	0	3	2	0	33	0	38	86,8
	0,80	10	1	0	1	2	0	18	21	81,8
	0,75	Σ_R	122	34	48	40	36	31	311	
		HG	90,2	91,2	50,0	90,0	91,7	58,1	GG = 81,0	
aggr. Biotoptypenklassen	0,89	1	112	0	5	3	0	0	120	93,3
	0,89	3	0	28	1	0	2	0	31	90,3
	0,59	4	8	1	23	3	0	0	35	65,7
	1,00	7	0	0	0	32	0	0	32	100,0
	0,91	9	0	3	0	0	33	0	36	91,7
	0,49	10	2	2	19	0	1	31	57	54,4
	0,78	Σ_R	122	34	48	40	36	31	311	
		HG	91,8	82,4	47,9	80,0	91,7	100,0	GG = 83,3	

HG: Herstellergenauigkeit, NG: Nutzergenauigkeit, GG: Gesamtgenauigkeit, K: Kappa-Koeffizienten, ID 0: nicht klassifiziert, Σ_R : Summe der Referenzstichproben, Σ_C : Summe der klassifizierten Referenzpunkte; vgl. Abb. 4.14

C Klassifikation von Reliefpositionen

Tab. C.1: Durchschnittliche Flächenanteilstufen der Reliefpositionen (FA-RP) und Flächenanteile innerhalb der MMK-Kartiereinheiten (FA-KE [%]) bezogen auf das Untersuchungsgebiet (vgl. Abb. 5.2, S. 73)

RP	RP1		RP2		RP3		RP4		RP5		RP6		RP7		RP8		RP9		RP10	
	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²	FA- RP ¹	FA- KE ²
P	-	-	-	-	0	5,4	-	-	0,0	0,7	0	0,2	0	1,5	-	-	0	2,5	-	-
P/H	1	1,8	1	2,1	0	5,6	0	5,6	0,0	5,6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
H	2	36,7	1	41,6	0	33,4	0	34,0	0,0	22,2	0	30,0	0	21,7	0	15,0	0	13,7	0	16,2
Hf	-	-	2	11,4	0	27,4	0	5,4	0,0	3,0	0	4,9	0	10,7	0	17,7	0	6,5	0	9,8
Uh	-	-	1	0,1	-	-	0	0,6	-	-	1	0,1	-	-	0	0,1	-	-	-	-
Hk	-	-	-	-	1	1,1	-	-	-	-	-	-	0	1,1	0	0,4	-	-	-	-
E	3	8,9	2	15,3	1	9,8	0	8,8	0,0	16,7	0	4,5	0	6,6	0	9,5	0	17,0	0	3,8
I	3	43,6	2	20,6	1	8,4	0	36,4	0,0	42,1	0	41,9	0	30,9	0	9,5	0	7,0	0	9,8
R	3	0,3	-	-	0	2,3	0	0,3	0,0	4,5	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
S	4	6,2	0	6,2	0	6,2	0	6,2	-	-	0	4,5	-	-	-	-	-	-	0	2,0
T	2	2,3	2	2,3	-	-	1	2,8	0,0	2,8	1	0,4	-	-	-	-	-	-	-	-
M	-	-	2	0,3	0	0,3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	3	100	1	100	0	100	0	100	0,0	97,5	0	86,6	0	72,4	0	52,2	0	46,7	0	41,6

¹ Flächenanteilstufen der Reliefpositionen: 0 = 1 – 5 %, 1 = 6 – 20 %, 2 = 21 – 40 %, 3 = 41 – 60 %, 4 = 61 – 80 %, 5 = 81 – 100 % (Schmidt & Diemann, 1981); ²Flächenanteile der MMK-Kartiereinheiten an der Fläche des Untersuchungsgebietes, die die Reliefpositionsstufe enthalten.

C Klassifikation von Reliefpositionen

Tab. C.2: Matrix zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit für Varianten der Variablen 'Anzahl der Super-Objekte' (vgl. Abb. 5.8b)

	K	Klasse	Aue	Senke	Ebene	Hang	Σ_C	NG
OA = 25	0,92	Aue	28	1	1	0	30	93,3
	0,51	Senke	3	29	15	2	49	59,2
	0,78	Ebene	0	1	43	5	49	87,8
	0,45	Hang	0	1	26	36	63	57,1
	0,61	Σ_R		31	32	85	43	191
HG			90,3	90,6	50,6	83,7		GG = 71,2
OA = 30	0,96	Aue	28	1	0	0	29	96,6
	0,49	Senke	3	30	17	2	52	57,7
	0,78	Ebene	1	0	50	6	57	87,7
	0,56	Hang	0	0	18	35	53	66,0
	0,66	Σ_R		31	32	85	43	191
HG			90,3	93,8	58,8	81,4		GG = 74,9
OA = 45	0,96	Aue	28	0	1	0	29	96,6
	0,45	Senke	3	30	20	2	55	54,6
	0,77	Ebene	0	1	48	6	55	87,3
	0,58	Hang	0	0	17	35	52	67,3
	0,65	Σ_R		31	32	85	43	191
HG			90,3	93,8	56,5	81,4		GG = 73,8
OA = 57	0,96	Aue	28	1	0	0	29	96,6
	0,42	Senke	3	31	24	2	60	51,7
	0,78	Ebene	0	0	43	6	49	87,8
	0,56	Hang	0	0	18	35	53	66,0
	0,62	Σ_R		31	32	85	43	191
HG			90,3	96,9	50,6	81,4		GG = 71,7

HG: Herstellergenauigkeit, NG: Nutzergenauigkeit, GG: Gesamtgenauigkeit, K: Kappa-Koeffizienten, Σ_R : Summe der Referenzstichproben, Σ_C : Summe der klassifizierten Referenzpunkte, OA: Anzahl der Super-Objekte, MBI_{mod} -Transferkonstanten: $T_k = 0,0067$; $T_{n,ht} = 15$; vgl. Abb. 5.8(b)

Tab. C.3: Matrix zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit für Varianten der Variablen 'Attributtransformation' (vgl. Abb. 5.8a)

	K	Klasse	Aue	Senke	Ebene	Hang	Σ_C	NG	
$T_k = 0,0067$	0,96	Aue	28	1	0	0	29	96,6	
	0,66	Senke	2	28	7	2	39	71,8	
	0,76	Ebene	1	2	53	5	61	86,9	
	0,46	Hang	0	0	25	36	61	58,1	
	0,67	Σ_R		31	32	85	43	191	
		HG		90,3	87,5	62,4	83,7	GG = 75,9	
$T_k = 0,01$	0,92	Aue	28	2	0	0	30	93,3	
	0,79	Senke	2	28	2	2	34	82,4	
	0,78	Ebene	1	2	65	6	74	87,8	
	0,56	Hang	0	0	18	35	53	66,0	
	0,74	Σ_R		31	32	85	43	191	
		HG		90,3	87,5	76,5	81,4	GG = 81,7	
$T_k = 0,033$	0,92	Aue	28	2	0	0	30	93,3	
	0,89	Senke	2	30	0	1	33	90,9	
	0,78	Ebene	1	0	80	10	91	87,9	
	0,83	Hang	0	0	5	32	37	86,5	
	0,84	Σ_R		31	32	85	43	191	
		HG		90,3	93,8	94,1	74,4	GG = 89,0	
$T_k = 0,067$	0,92	Aue	28	2	0	0	30	93,3	
	0,96	Senke	1	26	0	0	27	96,3	
	0,66	Ebene	2	4	81	13	100	81,0	
	0,85	Hang	0	0	4	30	34	88,2	
	0,80	Σ_R		31	32	85	43	191	
		HG		90,3	81,3	95,3	69,8	GG = 86,4	
$T_k = 0,67$	0,92	Aue	28	2	0	0	30	93,3	
	0,29	Senke	0	14	2	18	34	41,2	
	0,48	Ebene	3	16	83	15	117	70,9	
	1,00	Hang	0	0	0	10	10	100,0	
	0,56	Σ_R		31	32	85	43	191	
		HG		90,3	43,8	97,7	23,3	GG = 70,7	

HG: Herstellergenauigkeit, NG: Nutzergenauigkeit, GG: Gesamtgenauigkeit, K: Kappa-Koeffizienten, Σ_R : Summe der Referenzstichproben, Σ_C : Summe der klassifizierten Referenzpunkte, T_k : Transformationskonstante für das Attribut Gesamtkrümmung; vgl. Abb. 5.8(a)

D Nomenklaturen von Landnutzungs- und Landbedeckungskartenwerken

Tab. D.1: Harmonisierter Biotoptypenschlüssel nach Rosenberg et al. (2003) und FANC (2002)

Schlüssel	Nutzungsart	Begriffsbestimmung
2000	Gewässer	Flächen des Binnenlandes, die ständig (oder überwiegend) mit stehendem oder fließendem Wasser bedeckt sind. Flächen, die in ihrer Erscheinungsform durch die Wirkung des Wassers geprägt sind, sind eingeschlossen (temporäre Gewässer). 2100 Quellbereich – 2200 Bach/Graben – 2300 Fluss/Kanal – 2400 Stillgewässer – 2500 Gewässerbegleitende Vegetation – 2600 Bauwerke an Gewässern
3000	Moore	Moore, Sümpfe, Röhrichte, seggen- und binsenreiche Nasswiesen, Quellbereiche, naturnahe und unverbaute Bach- und Flussabschnitte, Verlandungsbereiche stehender Gewässer 3100 Hochmoor – 3200 Niedermoor
4000	Grünland	Landwirtschaftliche Flächen des Grünlandes, die regelmäßig gemäht oder beweidet werden. 4100 Wirtschaftsgrünland – 4200 mesophiles Grünland – 4300 Feucht- und Nassgrünland, Flutrasen, 4400 Ruderal- und Staudenfluren
5000	Magerrasen, Felsfluren, Zwergstrauchheiden	5100 Fels – 5200 Blockschutt – 5300 Offene Flächen (mit und ohne Vegetation) – 5400 Zwergstrauchheiden, Borstgrasrasen
6000	Baumgruppen	6100 Feldgehölz, Baumgruppen – 6200 Streuobstwiese – 6300 Baumreihe – 6400 Einzelbaum – 6500 Hecke – 6600 Gebüsch
7000	Wälder	Waldflächen sind mit Bäumen und Sträuchern bedeckte Flächen, die in der Regel forstwirtschaftlich genutzt werden. Sie bedecken eine Mindestfläche von mindestens 1 ha. Kahlschlag-, Windwurf- flächen, Vorwälder und Aufforstungsflächen sowie Waldränder sind eingeschlossen. 7100 Laubwaldbestand – 7200 Nadelbaumbestand – 7300 Mischwald – 7400 Laubmischwald – 7500 Nadelmischwald – 7600 Feuchtwälder – 7700 Waldrandbereiche
8000	Ackerland	Nutzflächen, auf denen regelmäßig Bodenbearbeitung, Saat, Düngung, Pflege und Ernte von Kulturpflanzen vorgenommen wird, sodass meist innerhalb eines Jahres der Neuaufbau der Vegetation und ihre Aberntung aufeinander folgen. Sie sind zudem durch wechselnde Fruchtfolgen gekennzeichnet. 8100 Acker – 8200 Sonderkulturen (Weinbau, Erwerbsgartenbau, Tagebau usw.)
9000	Siedlung, Verkehr, Freizeit, Erholung	Flächen, die von baulichen Anlagen und Verkehrseinrichtungen mehr oder minder stark geprägt sind. Hinzu treten Flächen, die von Freizeit- und Erholungseinrichtungen bestimmt sind. 9100 Wohngebiet – 9200 Mischgebiet – 9300 Industrie- und Gewerbeflächen – 9400 Grün- und Freiflächen – 9500 Verkehrsflächen – 9600 Sonderflächen

Tab. D.2: Kategorien der Bodennutzungshaupterhebung (TLfS, 2001)

Schlüssel	Nutzungsart	Begriffsbestimmung
100/200	Gebäude- und Freifläche	Flächen mit Gebäuden und unbebaute Flächen, die Zwecken der Gebäude untergeordnet sind
300	Betriebsfläche	Unbebaute Flächen, die gewerblich, industriell oder für Zwecke der Ver- und Entsorgung genutzt werden.
400	Erholungsfläche	Unbebaute Flächen, die dem Sport und der Erholung dienen
500	Verkehrsfläche	Unbebaute Flächen, die dem Straßen-, Schienen- oder Luftverkehr sowie Landflächen, die dem Verkehr auf den Wasserstraßen dienen.
600	Landwirtschaftsfläche	Unbebaute Flächen, die dem Ackerbau, der Wiesen- und Weidewirtschaft, dem Garten-, Obst- und Weinbau dienen sowie Moor und Heide.
700	Waldfläche	Unbebaute Flächen, die mit Bäumen und Sträuchern bewachsen sind.
800	Wasserfläche	Flächen, die ständig oder zeitweise mit Wasser bedeckt sind, gleichgültig, ob das Wasser in natürlichen oder künstlichen Betten abfließt oder steht.
900	Flächen anderer Nutzung	Unbebaute Flächen, die nicht mit einer der vorgenannten Nutzungsarten bezeichnet.

Tab. D.3: Kategorien der Bodenflächenerhebung nach Art der landwirtschaftlichen Nutzung in landwirtschaftlichen Betrieben (TLfS, 1999)

Nutzungsart	Begriffsbestimmung
Ackerland	Flächen der landwirtschaftlichen Feldfrüchte, einschließlich Hopfen, Grasanbau (zum Abmähen oder Abweiden) sowie Gemüse, Erdbeeren, Blumen und sonstige Gartengewächse im feldmäßigen Anbau und in Erwerbsgartenanbau (auch unter Glas), Flächen mit Obstbäumen, bei denen das Obst nur die Nebennutzung, Ackerfrüchte aber die Hauptnutzung; Brachflächen, für die eine Entschädigung gezahlt wird
Dauergrünland	Grünlandflächen (Dauerwiesen), Mähweiden, Dauerweiden, Hutungen und Streuwiesen), die zur Futter- oder Streugewinnung oder zum Abweiden – ohne Unterbrechung durch andere Kulturen – bestimmt sind; auch Grünlandflächen mit Obstbäumen als Nebennutzung und Gras- oder Heugewinnung als Hauptnutzung zählen hierzu. Nicht zum Dauergrünland rechnen die Wiesen und Weiden mit Obstbäumen, bei denen das Obst die Hauptnutzung darstellt, sowie der Grasanbau auf dem Ackerland.

Literaturverzeichnis

- Ad-hoc AG Boden (2005). *Bodenkundliche Kartieranleitung (KA 5)*. Stuttgart: E. Schweizerbart'sche Verlagsbuchhandlung. 5. Auflage.
- AG Boden (1994). *Bodenkundliche Kartieranleitung*. Hannover: E. Schweizerbart'sche Verlagsbuchhandlung. 4. Auflage.
- Ahl, V. & Allen, T. (1996). *Hierarchy theory: A vision, vocabulary and epistemologie*. New York: Colombia University Press.
- Ajami, N., Gupta, H., Wagener, T., & Sorooshian, S. (2004). Calibration of a semi-distributed hydrologic model for streamflow estimation along river system. *Journal of Hydrology*, 298, 112–135.
- Albertz, J. (2007). *Einführung in die Fernerkundung – Grundlagen und Interpretation von Luft- und Satellitenbildern*. Darmstadt: Wissenschaftliche Buchgesellschaft.
- Albrecht, J. & Car, A. (1999). GIS-analysis for scale-sensitive environmental modelling based on hierarchy theory. In R. Dikau & H. Saurer (Eds.), *GIS for Earth Surface System*. (pp. 2–23). Berlin, Stuttgart: Borntraeger.
- Allen, T. & Starr, T. (1982). *Hierarchy: Perspectives for ecological complexity*. Chicago: University of Chicago Press.
- Baatz, M., Benz, U., Dehghani, S., Heynen, M., Hölzle, A., Hofmann, P., Lingenfelder, I., Mimler, M., Sohlbach, M., Weber, M., & Willhauck, G. (2002). *eCognition User Guide 3*. München: Definiens Imaging.
- Baatz, M. & Schäpe, A. (2000). Multiresolution segmentation: An optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In J. Strobl & T. Blaschke (Eds.), *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung – Beiträge zum AGIT-Symposium, Bd. 12* (pp. 12–23). Salzburg.
- Baltsavias, E. (2004). Object extraction and revision by image analysis using existing geo-data and knowledge: current status and steps towards operational systems. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, 129–151.
- Bastian, O. (2001). Landscape ecology – toward a unified discipline? *Landscape Ecology*, 16, 757–766.
- Bastian, O. & Schreiber, K.-F. (1999). *Analyse und ökologische Bewertung der Landschaft*. Heidelberg, Berlin: Spektrum Akademischer Verlag, Gussav Fischer.
- Behrens, T., Förster, H., Scholten, T., Steinrücken, U., Spies, E.-D., & Goldschmitt, M. (2005). Digital soil mapping using artificial neural networks. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 168, 21–33.

- Behrens, T. & Scholten, T. (2006). Digital soil mapping in Germany – A review. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 169, 434–443.
- Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., & Heynen, M. (2004). Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, 239–258.
- Bernhardt, A., Schwanecke, W., Diemann, R., Kopp, D., Weiße, R., Barsch, H., Kugler, H., & Haase, G. (1991). Mesorelief-Mosaik-Typen. In G. Haase, H. Barsch, H. Hubrich, K. Mannsfeld, & R. Schmidt (Eds.), *Naturraumerkundung und Landnutzung – geochorologische Verfahren zur Analyse, Kartierung und Bewertung von Naturräumen*, Beiträge zur Geographie, Bd. 34, Berlin: Akademie-Verlag.
- Bierkens, M., Finke, P., & de Willigen, P. (2000). *Upscaling and downscaling – Methods for environmental research*. Developments in Plant and Soil Sciences. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Bill, R. & Fritsch, D. (1997). *Grundlagen der Geoinformationssysteme, Band 1: Hardware, Software und Daten*. Heidelberg: Wichmann. 3. Auflage.
- Bishop, C. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford, England: Oxford University Press.
- Bishr, Y. (1998). Overcoming the semantic and other barriers to GIS interoperability. *International Journal of Geographical Information Science*, 12(4), 299–314.
- Blaschke, T. (2005). A framework for change detection based on image objects. *Göttinger Geographische Abhandlungen*, 113, 1–9.
- Blaschke, T., Gläßer, C., & Lang, S. (2002). Bildverarbeitung in einer integrierten GIS/Fernerkundungsumgebung. In T. Blaschke (Ed.), *Fernerkundung und GIS – Neue Sensoren und innovative Methoden* (pp. 1–8). Heidelberg: Wichmann.
- Blaschke, T., Lang, S., & Möller, M. (2005). Object-based analysis of remote sensing data for landscape monitoring: Recent developments. In *Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia, Brasil, 16-21 Abril 2005, INPE, pp. 2879-2885.*, Simposio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Anais XII (pp. 2879–2885). Goiania, Brasil. 16.4.-21.4.2005.
- Blaschke, T. & Strobl, J. (2003). Defining landscape units through integrated morphometric characteristics. In E. Buhmann & S. Ervin (Eds.), *Landscape Modelling: Digital Techniques for Landscape Architecture* (pp. 104–113). Heidelberg: Wichmann.
- Blaszczynski, J. (1997). Landform characterization with geographical information systems. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63, 183–191.
- Burnett, C. & Blaschke, T. (2003). A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. *Ecological Modelling*, 168, 233–249.
- Burrough, P. & McDonnell, R. (1998). *Principles of geographical information systems*. Spatial Information Systems and Geostatistics. New York: Oxford Univ. Press.

- Burrough, P., van Gaansa, P., & MacMillan, R. (2000). High-resolution landform classification using fuzzy k-means. *Fuzzy Sets and Systems*, 113, 37–52.
- Conacher, A. & Dalrymple, J. (1977). The nine unit landsurface model: An approach to pedogeomorphic research. *Geoderma*, 18, 1–153.
- de Bruin, S. & Stein, A. (1998). Soil-landscape modelling using fuzzy c-means clustering of attribute data derived from a Digital Elevation Model (DEM). *Geoderma*, 83, 17–33.
- de Bruin, S., Wielemaker, W., & Molenaar, M. (1999). Formalisation of soil-landscape knowledge through interactive hierarchical disaggregation. *Geoderma*, 91, 151–172.
- Dehn, M., Gärtner, H., & Dikau, R. (2001). Principles of semantic modelling of landform structures. *Computers and Geosciences*, 27, 1005–1010.
- Delves, L., Wilkinson, R., Oliver, C., & White, R. (1992). Comparing the performance of SAR image segmentation algorithms. *International Journal of Remote Sensing*, 13(11), 2121–2149.
- Deumlich, D., Funk, R., Kiesel, J., Reuter, H., Thiere, J., & Völker, L. (2004). Anwendung der Vergleichsmethode Standort zur Bewertung der Erosionsgefährdungspotenziale als Datenbasis für Förderungsinstrumente am Beispiel des Landes Brandenburg. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 50, 259–271.
- Deumlich, D., Kiesel, J., Thiere, J., Reuter, H., Völker, L., & Funk, R. (2006). Application of the Site COMparison Method (SICOM) to assess the potential erosion risk – A basis for the evaluation of spatial equivalence of agri-environmental measures. *Catena*, 68(2–3), 141–152.
- Deumlich, D. & Thiere, J. (1996). Einschätzung der potenziellen Wassererosionsgefährdung für Gemeinden und Regionen der Bundesländer Mecklenburg-Vorpommern, Brandenburg, Sachsen-Anhalt und der Freistaaten Thüringen und Sachsen. *Archiv für Acker- und Pflanzenbau und Bodenkunde*, 40, 335–343.
- Devereux, B., Amablea, G., & Costa Posada, C. (2004). An efficient image segmentation algorithm for landscape analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 6, 47–61.
- Diemann, R. & Gruhn, S. (1987). Boden- und Standortkartierung auf der Basis von Luftaufnahmen. *Wissenschaftliche Zeitschrift der Martin-Luther-Universität, XXXX'91 M(2)*, 21–26.
- Dietzel, H., Diemann, R., Jacobs, R., & Otto, R. (2000). Schlaggröße und Schlagform in Ackerbaugebieten der neuen Bundesländer. *Zeitschrift für Kulturtechnik und Landentwicklung*, 41, 68–73.
- Drăgut, L. & Blaschke, T. (2006). Automated classification of landform elements using object-based image analysis. *Geomorphology*, 81, 330–344.
- Ehlers, M. (2000). Integrated GIS — from data integration to integrated analysis. *Surveying World*, 9, 30–33.

- Ehlers, M., Edwards, G., & Bedard, Y. (1989). Integration of remote sensing with geographic information systems: a necessary evolution. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 55(11), 1619–1627.
- Evans, I. (2003). Scale-specific landforms and aspects of the land surface. In I. Evans, R. Dikau, E. Tokunaga, H. Ohmori, & M. Hirano (Eds.), *Concepts and Modelling in Geomorphology: International Perspectives* (pp. 61–86). Tokyo: Terrapub.
- FANC, Ed. (2002). *A system for the survey of biotope and land use types (survey guide) — Standard biotope and land use types for FCIR aerial photograph supported biotope and land use survey for the Federal Republic of Germany*, Schriftenreihe für Landespflege und Naturschutz, Bd. 73, Bonn–Bad Godesberg. Federal Agency for Nature Conservation.
- Fisher, P., Wood, J., & Cheng, T. (2004). Where is helvellyn? Fuzziness of multiscale landscape morphometry. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 29(1), 106–128.
- Foody, G. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80, 185–201.
- Foody, G. & Mathur, A. (2004a). A relative evaluation of multi-class image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42, 1335–1343.
- Foody, G. & Mathur, A. (2004b). Toward intelligent training image classifications: directing training data acquisition for SVM classification. *Remote Sensing of Environment*, 93, 107–117.
- Forman, R. & Gordon, M. (1986). *Landscape ecology*. New York: John Wiley & Sons.
- Fortin, M.-J., Olson, R., Ferson, S., Iverson, L., Hunsaker, C., Edwards, G., Levine, D., Butera, K., & Klemas, V. (2000). Issues related to the detection of boundaries. *Landscape Ecology*, 15, 453–466.
- Fotheringham, A. (1989). Scale-dependent spatial analysis. In M. Goodchild & S. Gopal (Eds.), *Accuracy of spatial databases* (pp. 221–228). London: Taylor and Francis.
- Friedrich, K. (1996). Digitale Reliefgliederungsverfahren zur Ableitung bodenkundlich relevanter Flächeneinheiten. *Frankfurter Geowissenschaftliche Arbeiten*, Bd. D 21, Frankfurt.
- Friedrich, K. (1998). Multivariate distance methods for geomorphographic relief classification. In H. Heinecke, W. Eckelmann, A. Thomasson, J. Jones, L. Montanarella, & B. Buckley (Eds.), *Land Information Systems – Developments for planning the sustainable use of land resources*, European Soil Bureau – Research Report, Bd. 4 (pp. 259–266). Ispra: Office for official publications of the European Communities, EUR 17729 EN.
- Gallant, J. & Dowling, T. (2003). A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping dispositional areas. *Water Resources Research*, 39, 1347–1360.
- Gallant, J. & Hutchinson, M. (1997). Scale dependence in terrain analysis. *Mathematics and Computers in Simulation*, 43, 313–321.

- Gerighausen, H. (2004). *Objektbasierte Standortcharakterisierung mit Methoden der Fernerkundung*. Universität Potsdam. Diplomarbeit, unveröffentlicht.
- Gerighausen, H. & Möller, M. (2004). Detektion von Schlaggrenzen und der Bodenbearbeitungsrichtung ackerbaulich genutzter Flächen aus höchstauflösenden Fernerkundungsdaten (Quickbird). In E. Seyfert (Ed.), *Instrumentarien zur nachhaltigen Entwicklung von Landschaften*, Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation, Bd. 13 (pp. 303–316). Berlin. Vorträge zur 24. wissenschaftlich-technischen Jahrestagung der DGPF, 15.-17. September 2004, Halle(Saale).
- Gerighausen, H. & Möller, M. (2005). Ableitung von Modelleingangsdaten für die Bewertung der Bodenerosionsgefahr aus geometrisch höchstauflösenden Fernerkundungsdaten. In M. Möller & H. Helbig (Eds.), *GIS-gestützte Bewertung von Bodenfunktionen – Datengrundlagen und Lösungsansätze* (pp. 105–123). Heidelberg: Wichmann.
- Gläßer, C. (1985). Untersuchungen zur Abbildung von Lössböden in multispektralen Luftbildern. *Hallesches Jahrbuch für Geowissenschaften*, 10, 93–103.
- Goodchild, M., Biging, G., Congalton, R., Langley, P., Chrisman, N., & Davis, F. (1994). *Final report of the accuracy assessment task force*. University of California, National Centre for Geographic Information and Analysis (NCGIA). California Assembly Bill AB1580.
- Gupta, H., Soroshian, S., & Yapo, P. (1998). Toward improved calibration of hydrological models: Multiple and noncommonsurable measures of information. *Water Resources Research*, 34(4), 751–763.
- Gupta, H., Soroshian, S., & Yapo, P. (1999). Status of automatic calibration for hydrological models: comparison with multilevel expert calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(2), 134–143.
- Haase, G., Barsch, H., Hubrich, H., Mannsfeld, K., & Schmidt, R. (1991). *Naturraumerkundung und Landnutzung – geochorologische Verfahren zur Analyse, Kartierung und Bewertung von Naturräumen*. Beiträge zur Geographie, Bd. 34. Berlin: Akademie-Verlag.
- Hake, G., Grünreich, D., & Meng, L. (2002). *Kartographie: Visualisierung raum-zeitlicher Informationen*. Berlin: De Gruyter.
- Hall, O. & Hay, G. (2003). A multiscale object-specific approach to digital change detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 4(4), 311–327.
- Hall, O., Hay, G., Bouchard, A., & Marceau, J. (2004). Detecting dominant landscape objects through multiple scales: An integration of object-specific methods and watershed segmentation. *Landscape Ecology*, 19, 59–76.
- Hannemann, J. (2005). Aspekte inhaltlicher und räumlicher Datenintegration bei der Erstellung einer Bodenkonzeptkarte. In M. Möller & H. Helbig (Eds.), *GIS-gestützte Bewertung von Bodenfunktionen – Datengrundlagen und Lösungsansätze* (pp. 125–143). Heidelberg: Wichmann.
- Hansen, A. & di Castri, F. (1992). *Landscape boundaries: Consequences for biotic diversity and ecological flows*. Ecol Studies, Bd. 92 New York: Springer.

- Haralick, R., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems – Man and Cybernetics*, SMC-3(6), 610–621.
- Hay, G., Blaschke, T., Marceau, D., & Bouchard, A. (2003). A comparison of three image-object methods for the multiscale analysis of landscape structure. *Photogrammetry and Remote Sensing*, 57, 327–345.
- Hay, G., Marceau, J., Dube, P., & Bouchard, A. (2001). A multiscale framework for landscape analysis: Object-specific analysis and upscaling segmentation. *Landscape Ecology*, 16, 471–490.
- Helbig, H., Feldhaus, D., Schmidt, G., & Möller, M. (2005). Vorwort. In M. Möller & H. Helbig (Eds.), *GIS-gestützte Bewertung von Bodenfunktionen – Datengrundlagen und Lösungsansätze* (pp. 1–3). Heidelberg: Wichmann.
- Herz, K. (1973). Beitrag zur Theorie der landschaftsanalytischen Maßstabsbereiche. *Petermanns Geographische Mitteilungen*, 117(2), 91–96.
- Hochschild, V. & Weise, C. (2005). Agricultural inventories from space – Application of multitemporal and multipolarized ENVISAT A-SAR. In S. Erasmi, B. Cyffka, & M. Kappas (Eds.), *Remote Sensing and GIS for Environmental Studies*, Göttinger Geographische Abhandlungen, Bd. 113 (pp. 87–93). Göttingen.
- Hord, R. (1982). *Digital image processing of remotely sensed data*. New York: Academic Press.
- Hubert-Moy, L., Cotonnoc, A., Le Du, L., Chardin, A., & Pérez, P. (2001). A comparison of parameter classification procedures of remotely sensed data applied on different landscape units. *Remote Sensing of Environment*, 75, 174–186.
- Hutchinson, M. (1989). A new procedure for gridding elevation and stream line data extracted from digital elevation models. *Hydrological processes*, 5, 31–44.
- Jelinski, D. & Wu, J. (1996). The modifiable areal unit problem and implications for landscape ecology. *Landscape Ecology*, 11(3), 129–140.
- Jenness, J. (2004). Calculating landscape surface area from digital elevation models. *Wildlife Society Bulletin*, 32(3), 829–839.
- Jensen, J. (2004). *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*. Geographic Information Science. New Jersey: Prentice Hall. 3. Auflage.
- Kim, J.-B. & Kim, H.-J. (2003). Multiresolution-based watersheds for efficient image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 24, 473–488.
- Klijn, J., Ed. (1995). *Hierarchical concepts in landscape ecology and its underlying disciplines*, Soil and Water Research Report, Bd. 100, Wageningen. Winand Staring Centre for Integrated Land.
- Koestler, A. (1967). *The ghost in the machine*. New York: Random House.
- Kugler, H. (1974). *Das Georelief und seine kartographische Modellierung*. Halle (Saale). Dissertation B, Universität Halle-Wittenberg, Institut für Geographie.

- Kunert, R. (1970). *Geologische Spezialkarte 1:25.000 und Erläuterungen zur Geologischen Spezialkarte 1:25.000, Blatt Könnern 4336*. Berlin: Zentrales Geologisches Institut.
- Lagacherie, P., McBratney, A., & Voltz, M. (2006). *Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective*. Developments in Soil Science. Elsevier.
- Lang, S. & Blaschke, T. (2007). *Landschaftsanalyse mit GIS*. Stuttgart: Ulmer UTB.
- Leser, H. (1997). *Landschaftsökologie*. UTB. Stuttgart: Ulmer. 4. Auflage.
- Lillesand, T. & Kiefer, R. (2000). *Remote sensing and image interpretation*. New York: Oxford Univ. Press. 4. Auflage.
- Löffler, J. (2002). Landscape ecological mapping. In O. Bastian & U. Steinhardt (Eds.), *Developments and perspectives of landscape ecology* (pp. 257–251). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- MacMillan, R., Jones, R., & McNabb, D. (2004). Defining a hierarchy of spatial entities for environmental analysis and modeling using digital elevation models. *Computers, Environment and Urban Systems*, 28, 175–200.
- MacMillan, R., Pettapiece, W., Nolanc, S., & Goddard, T. (2000). A generic procedure for automatically segmenting landforms into landform elements using DEMs, heuristic rules and fuzzy logic. *Fuzzy Sets and Systems*, 81(113), 81–109.
- Malczewski, J. (1999). *GIS and Multicriteria Decision Analysis*. New York: John Wiley & Sons.
- Mandelbrot, B. (1976). The fractal geometry of nature. *Science*, 156, 1943–1967.
- Marceau, D. (1999a). Remote sensing contributions to the scale issue. *Canadian journal of remote sensing*, 25(4), 357–366.
- Marceau, D. (1999b). The scale issue in the social and natural sciences. *Canadian journal of remote sensing*, 25(4), 347–356.
- Mather, P. (2004). *Computer processing of remotely-sensed images – An introduction*. New York: John Wiley & Sons. 3. Auflage.
- McBratney, A., Mendonca, M., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117, 3–52.
- McGarigal, K., Cushman, S., & Stafford, S. (2002). *Multivariate statistics for wildlife and ecology research*. New York, Berlin, Heidelberg: Springer.
- Meinel, G. & Hennersdorf, J. (2002). Erhebungsmethoden, Programme und Nomenklaturen der Flächenbedeckung und Flächennutzung. *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation*, 4, 271–286.
- Meyer, M., Reiche, E.-W., & Dibbern, I. (1999). Verfahren und Probleme zur Parametrisierung der Bodenerosionsmodellierung. In T. Blaschke (Ed.), *Umweltmonitoring und Umweltmodellierung – GIS and Fernerkundung als Werkzeuge einer nachhaltigen Entwicklung* (pp. 153–163). Heidelberg: Wichmann.

- Minár, J. & Evans, I. S. (2008). Elementary forms for land surface segmentation: The theoretical basis of terrain analysis and geomorphological mapping. *Geomorphology*, 95(3-4), 236–259.
- Moellering, H. & Tobler, W. (1972). Geographical variances. *Geographical Analysis*, 4, 34–50.
- Molenaar, M. (1998). *An introduction to the theory of spatial object modelling*. Research Monographs in Geographical Information Systems. London: Taylor & Francis.
- Möller, M. (2001). Verfahren der digitalen Reliefanalyse und Satellitenbilddauswertung für die Bodenkartierung des Zielmaßstabes 1:50.000. *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation*, 2, 91–105.
- Möller, M. (2005). Disaggregation von Bodeninformationen auf der Grundlage digitaler Reliefdaten. In M. Möller & H. Helbig (Eds.), *GIS-gestützte Bewertung von Bodenfunktionen – Datengrundlagen und Lösungsansätze* (pp. 67–89). Heidelberg: Wichmann.
- Möller, M., Lymburner, L., & Volk, M. (2007a). The comparison index: A tool for assessing the accuracy of image segmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9, 311–321.
- Möller, M., Volk, M., Friedrich, K., & Lymburner, L. (2008). Placing soil genesis and transport processes into a landscape context: A multi-scale terrain analysis approach. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 171, 419–430.
- Möller, M., Volk, M., & Rosenberg, M. (2002). Nutzung von Methoden der Fernerkundung und GIS zur Standortcharakterisierung als Beitrag zur Umsetzung der EG-Wasserrahmenrichtlinie. In T. Blaschke (Ed.), *Fernerkundung und GIS - Neue Sensoren und innovative Methoden* (pp. 150–158). Heidelberg: Wichmann.
- Möller, M., Wurbs, D., & Koschitzki, T. (2007b). Schlagspezifische Erfassung der relief- und substratbedingten Bodenheterogenität mittels Reliefanalyse und Fernerkundung. *Mitteilungen der Deutschen Bodenkundlichen Gesellschaft*, 110, 613–614.
- Muñoz, X., Freixenet, J., Cufí, X., & Martí, J. (2003). Strategies for image segmentation combining region and boundary information. *Pattern Recognition Letters*, 24, 375–392.
- Mueller, M., Segl, K., & Kaufmann, H. (2004). Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery. *Pattern Recognition*, 37, 1619–1628.
- Müller, E. & Volk, M. (2001). History of landscape assessment. In R. Krönert, U. Steinhart, & M. Volk (Eds.), *Landscape balance and landscape assessment* (pp. 23–46). Berlin: Springer.
- Mysiak, J., Rosenberg, M., Hirt, U., Haase, D., Petry, D., & Frotscher, K. (2004). Uncertainty in the spatial transformation of socioeconomic data for the implementation of the water framework directive. In *10th EC GI & GIS Workshop: ESDI-State of the Art* Warsaw, Poland, 23.-25.Juni 2004.

- Nash, J. & Sutcliffe, J. (1970). River flow forecasting through conceptual models – Part I: A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282–290.
- Naveh, Z. & Lieberman, A. (1994). *Landscape ecology. Theorie and application*. New York, Berlin, Heidelberg: Springer. 2. Auflage.
- Neef, E. (1967). *Die theoretischen Grundlagen der Landschaftslehre*. Gotha: H. Haak.
- O'Neill, E., DeAngelis, D., Waide, J., & Allen, T. (1986). *A hierarchical concept of ecosystems*. Princeton: Princeton University Press.
- Openshaw, S. & Taylor, P. (1979). A million or so correlation coefficients: three experiments on the modifiable areal unit problem. In N. Wrigley (Ed.), *Statistical applications in the spatial sciences* (pp. 127–144). London: Routledge and Kegan Paul.
- Openshaw, S. & Taylor, P. (1981). The modifiable areal unit problem. In N. Wrigley & R. Bennett (Eds.), *Quantitative Geography: A British view* (pp. 60–69). London: Pion.
- Pal, M. & Mather, P. (2003). An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 86, 554–565.
- Palmer, S. (1978). Fundamental aspects of cognitive representations. In E. Rosch & B. Lloyd (Eds.), *Cognition and categorization*. (pp. 259–303). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Park, S., McSweeney, K., & Lowery, B. (2001). Identification of the spatial distribution of soils using a process-based terrain characterization. *Geoderma*, 103, 249–272.
- Park, S. & van de Giesen, N. (2004). Soil-landscape delineation to define spatial sampling domains for hillslope hydrology. *Journal of Hydrology*, 295, 28–46.
- Park, S. & Vlek, P. (2002). Environmental correlation of three-dimensional soil spatial variability: A comparison of three adaptive techniques. *Geoderma*, 109, 117–140.
- Penn-Bressel, G. (2004). *Reduzierung der Flächeninanspruchnahme durch Siedlung und Verkehr – Materialienband*. UBA-Texte, Bd. 90/3. Berlin: Umweltbundesamt.
- Pennock, D. (2003). Terrain attributes, landform segmentation and soil redistribution. *Soil & Tillage Research*, 69, 15–26.
- Pennock, D., Zebarth, B., & de Jong, E. (1987). Landform classification and soil distribution in Hummocky terrain, Saskatchewan, Canada. *Geoderma*, 40, 297–315.
- Ragia, L. & Winter, S. (2000). Contributions to a quality description of areal objects in spatial data sets. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 55, 201–213.
- Richards, J. & Jia, X. (2006). *Remote sensing digital image analysis: An introduction*. Berlin, Heidelberg, New York: Springer. 4. Auflage.
- Roeschmann, G. & Lehmeier, F. (1993). Vorschläge zur morphographischen Kennzeichnung des Oberflächenreliefs für punktbezogene geowissenschaftliche Profilaufnahmen (REPA). *Geologisches Jahrbuch*, F 26, 3–46.

- Rosenberg, M., Haase, D., Augenstein, I., Erfurth, S., & Schulz, G. (2003). *Dokumentation zur Erstellung eines aggregierten Biotop- und Nutzungstypen-Datensatzes für das Einzugsgebiet der Saale auf der Basis der CIR-luftbildgestützten Biotop- und Nutzungstypenkartierung der Bundesländer Sachsen, Sachsen-Anhalt und Thüringen*. Technical report, Umweltforschungszentrum Leipzig-Halle, Department Angewandte Landschaftsökologie, Leipzig. unveröffentlicht.
- Rosenfield, G. & Fitzpatrick-Lins, K. (1986). A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52, 223–227.
- Ryan, P., McKenzie, N., O'Connell, D., Loughhead, A., Leppert, P., Jacquier, D., & Ashton, L. (2000). Integrating forest soils information across scales: spatial prediction of soil properties under Australian forests. *Forest Ecology and Management*, 138, 139–157.
- Schäfer, M. (2003). *Wörterbuch der Ökologie*. Jena: Fischer. 3. Auflage.
- Schiewe, J., Tufte, L., & Ehlers, M. (2001). Potential and problems of multiscale segmentation methods in remote sensing. *GIS – Zeitschrift für Geoinformationssysteme*, 14(6), 34–39.
- Schmidt, J. & Dikau, R. (1999). Extracting geomorphometric attributes and objects from digital elevation models – semantics, methods, future needs. In R. Dikau & H. Saurer (Eds.), *GIS for Earth Surface Systems* (pp. 153–172). Berlin: Gebr. Borntraeger.
- Schmidt, J. & Hewitt, A. (2004). Fuzzy land element classification from DTMs based on geometry and terrain position. *Geoderma*, 121, 243–256.
- Schmidt, R. & Diemann, R. (1974). *Richtlinie für die mittelmaßstäbige landwirtschaftliche Standortkartierung*. Eberswalde-Finow. Akademie der Landwirtschaftswissenschaften der DDR, Institut für Bodenkunde.
- Schmidt, R. & Diemann, R. (1981). *Erläuterungen zur Mittelmaßstäbigen Landwirtschaftlichen Standortkartierung*. Eberswalde-Finow. Akademie der Landwirtschaftswissenschaften der DDR, Institut für Bodenkunde.
- Schmidt, R., Thamm, B., & Richter, A. (1987). Zur Auswertung von Luftbildern für die Erfassung der Struktur der Bodendecke in unterschiedlichen Maßstäben. *Archiv für Acker- und Pflanzenbau und Bodenkunde*, 31(2), 71–79.
- Schowengerdt, R. (1999). *Remote sensing: Models and methods for image processing*. San Diego: Acad. Press.
- Schrödter, M. & Steininger, M. (2005). Bewertung von landwirtschaftlich relevanten Bodenpotenzialen als Grundlage für eine standortgerechte Bodenbewirtschaftung. In M. Möller & H. Helbig (Eds.), *GIS-gestützte Bewertung von Bodenfunktionen – Datengrundlagen und Lösungsansätze* (pp. 189–198). Heidelberg: Wichmann.
- Schuberth, K. (1997). Geologische Verhältnisse und Landschaftsformen. *Arbeiten aus dem Naturpark 'Unteres Saaletal'*, 5, 10–28.

- Seppelt, R., Müller, F., Schröder, B., & Volk, M. (2007). Discussing Landscape Ecology – A dialogue between two Espressi (with a typical male distribution of the roles). *Landscape Ecology*, 28, 11–26.
- Shary, P., Sharaya, L., & Mitusov, A. (2005). The problem of scale-specific and scale-free approaches in geomorphometry. *Geografia Fisica e Dinamica Quaternaria*, 28, 81–101.
- Shupe, S. & Marsh, S. (2004). Cover and density-based vegetation classifications of the Sonoran Desert using Landsat TM and ERS-1 SAR imagery. *Remote Sensing of Environment*, 93, 131–149.
- Simon, H. (1973). The organisation of complex systems. In H. Pattee (Ed.), *Hierarchy theory: The challenge of complex systems*. (pp. 1–27). New York: Georg Braziller.
- Sørensen, R. & Seibert, J. (2007). Effects of DEM resolution on the calculation of topographical indices: TWI and its components. *Journal of Hydrology*, 347, 79–89.
- Speight, J. (1988). Land classification. In R. Gunn, J. Beattie, R. Reid, & R. van der Graaff (Eds.), *Australian soil land survey handbook – Guidelines for conducting surveys* (pp. 38–59). Melbourne: Inkata Press.
- Statistisches Landesamt Sachsen-Anhalt (1999). *Bodennutzungshaupterhebung in landwirtschaftlichen Betrieben – Stand Mai 1999*. Statistische Berichte, CI1, CIV 7-j/99.
- Stehmann, S. (1997). Selecting and interpretation measures of thematic classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 62, 77–89.
- Steinhardt, U. & Volk, M. (2002). An investigation of water and matter balance on the meso-landscape scale: A hierarchical approach for landscape research. *Landscape Ecology*, 17(1), 1–12.
- Steinhardt, U. & Volk, M. (2003). Meso-scale landscape analysis based on landscape balance investigations: problems and hierarchical approaches for their resolution. *Ecological Modelling*, 168, 251–265.
- Steinnocher, K. (1994). Methodische Erweiterung der Landnutzungsklassifikation und Implementierung auf einem Transputernetzwerk. Geowissenschaftliche Mitteilungen der Technische Universität Wien, Bd. 40, Wien.
- Steinnocher, K. (1997). Texturanalyse zur Detektion von Siedlungsgebieten in hochauflösenden panchromatischen Satellitenbilddaten. In F. Dollinger & J. Strobl (Eds.), *Angewandte geographische Informationsverarbeitung*, Salzburger Geographische Materialien, H. 26 (pp. 143–152). Salzburg: Selbstverlag des Instituts für Geographie der Universität Salzburg.
- Swain, P. & Davis, S. (1978). *Remote sensing: The quantitative approach*. New York: McGraw Hill Book Company.
- Syrbe, R.-U. (1999). Raumgliederungen im mittleren Maßstab. In H. Zepp & M. Müller (Eds.), *Landschaftsökologische Erfassungsstandards – Ein Methodenbuch*, Forschungen zur deutschen Landeskunde, Bd. 244 (pp. 463–489). Flensburg: Deutsche Akademie für Landeskunde, Selbstverlag.

- TGL 24300/08 (1986). *Aufnahme landwirtschaftlich genutzter Standorte – Horizonte, Bodentypen und Bodenformen von Mineralböden*. Berlin.
- Thiere, J., Altermann, M., Lieberoth, I., & Rau, D. (1991). Zur Beurteilung landwirtschaftlicher Nutzflächen nach technologisch wirksamen Standortbedingungen. *Archiv für Acker- und Pflanzenbau und Bodenkunde*, 35(3), 171–183.
- Thiere, J., Altermann, M., & Rau, D. (1984). Grundlagen für den Vergleich von Standortbedingungen der landwirtschaftlichen Produktion. *Archiv für Acker- und Pflanzenbau und Bodenkunde*, 28(6), 325–335.
- Thiere, J., Altermann, M., & Schindler, U. (2000). Nutzung von Flächentypen zur arealbezogenen Transformation von Bodenwasserhaushaltsgrößen. In A. Bauriegel, J. Ilsemann, C. Michel, & R. van der Ploeg (Eds.), *Boden – Objekt menschlicher Nutzung und Forschung*, Horizonte, Herrenhäuser Forschungsbeiträge zur Bodenkunde, Bd. 3 (pp. 163–181). Osnabrück: Der Andere Verlag.
- Thomlinson, J., Bolstad, P., & Cohen, W. (1999). Coordinating methodologies for scaling landcover classifications from site-specific to global: steps toward validating global map products. *Remote Sensing of Environment*, 70, 16–28.
- Thompson, J., Bell, J., & Butler, C. (2001). Digital elevation model resolution: effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape. *Geoderma*, 100, 67–89.
- TLfS (1999). *Bodennutzung in Thüringen 1999*. Statistischer Bericht CI1-j/99. Thüringer Landesamt für Statistik.
- TLfS (2001). *Flächenerhebung nach Art der tatsächlichen Nutzung in Thüringen 2001*. Statistischer Bericht CI9-4j/01. Thüringer Landesamt für Statistik.
- Troll, C. (1939). Luftbildplan und ökologische Bodenforschung. *Zeitschrift der Gesellschaft für Erdkunde zu Berlin*, 7/8, 241–298.
- UFZ (2003). *Betriebsdatenbank der schlagkonkreten Stickstoffapplikation im Testgebiet Taucha/Eilenburg für die Jahre 1997-2002*. Umweltforschungszentrum Leipzig-Halle, Department Angewandte Landschaftsökologie. unveröffentlicht.
- Villwock, G. (1983). *Untersuchungen zur Ermittlung von Merkmalen der standörtlichen Heterogenität landwirtschaftlicher Nutzflächen mit Methoden der Geofernerkundung*. Halle. Universität Halle-Wittenberg, Dissertation, unveröffentlicht.
- Volk, M. & Steinhardt, U. (2002). The landscape concept (What is landscape?). In O. Bastian & U. Steinhardt (Eds.), *Developments and perspectives of landscape ecology* (pp. 1–10). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Wielemaker, W., de Bruin, S., Epema, G., & Veldkamp, A. (2001). Significance and application of the multi-hierarchical landsystem in soil mapping. *Catena*, 43, 15–34.
- Wilmking, M. & Beierkuhnlein, C. (2002). Landscape boundaries, ecotones. In O. Bastian & U. Steinhardt (Eds.), *Developments and perspectives of landscape ecology* (pp. 84–93). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.

- Wilson, J. & Gallant, J. (2000). *Terrain Analysis – Principles and Applications*. New York: John Wiley & Sons.
- Woodcock, C. & Harward, V. (1992). Nested-hierarchical scene models and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 13(16), 3167–3187.
- Wu, J. (1999). Hierarchy and scaling: information along a scaling ladder. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 25(4), 367–380.
- Wu, J. & Hobbs, R. (2002). Key issues and research priorities in landscape ecology: An indiosyncratic synthesis. *Landscape Ecology*, 17, 355–365.
- Wurbs, D., Koschitzki, T., & Möller, M. (2007). *Ermittlung potentieller diffuser Nährstoffinträge in die Oberflächengewässer Sachsen-Anhalts, Teilprojekt 4*. Halle (Saale): Landesbetrieb für Hochwasserschutz und Wasserwirtschaft Sachsen-Anhalt.
- Zhan, Q., Molenaar, M., Tempfli, K., & Shi, W. (2005). Quality assessment for geo-spatial objects derived from remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(14), 2953–2974.
- Zhou, Q., Lees, B., & Tang, G. (2008). *Advances in Digital Terrain Analysis*. New York, Berlin, Heidelberg: Springer.
- Zhu, A., Band, L., Vertessy, R., & Dutton, B. (1997). Derivation of soil properties using a soil land interence model (SoLIM). *Soil Science Society of American Journal*, 61(2), 523–533.