

Johannes Stoffels

Vom Fachbereich VI
Geographie / Geowissenschaften
der Universität Trier
zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Naturwissenschaften
(Dr. rer. nat.)
genehmigte Dissertation

Einsatz einer lokal adaptiven Klassifikationsstrategie
zur satellitengestützten Waldinventur in einem
heterogenen Mittelgebirgsraum

Betreuer:
Univ.-Prof. Dr. Joachim Hill

Berichterstattende:
Univ.-Prof. Dr. Joachim Hill
Apl.-Prof. Dr. Willy Werner

Datum der wissenschaftlichen Aussprache:
30. April 2009

Trier, 2009

Vorwort

Die vorliegende Arbeit konnte nur durch die Ermutigung und Hilfe einer großen Zahl verschiedener Freunde und Kollegen verwirklicht werden. Der Abschluss der Projektarbeiten und die Fertigstellung der Arbeit wären ohne ihre Unterstützung nicht möglich gewesen. Daher möchte ich an dieser Stelle all denen herzlich danken, die mich auf dem langen Weg zum fertigen Manuskript begleitet haben. Einen persönlichen Dank möchte ich folgenden Personen und Institutionen ausdrücken:

Mein besonderer Dank gilt Prof. Dr. Joachim Hill, Leiter des Fachs Fernerkundung der Universität Trier, für die Erstbetreuung und Initiierung dieser Arbeit. Ich hatte das Glück, während meines Studiums und der Promotionszeit durch ihn in fernerkundlichen Methoden und Arbeitstechniken ausgebildet worden zu sein und durch seine Motivation den Einstieg in die Forstfernerkundung gefunden zu haben. Die Qualität der Ergebnisse dieser Arbeit konnte nur durch Unterstützung der von ihm entwickelten Software zur radiometrischen Korrektur und Datenfusion erreicht werden. Seine freundliche Unterstützung und das gemeinsame Lösen von Problemen sorgten für eine hohe Motivation während der gesamten Projektzeit und auch darüber hinaus.

Prof. Dr. Willy Werner möchte ich herzlich für die Übernahme der Zweitbetreuung danken und dass er trotz erheblicher anderer Verpflichtungen stets Zeit für hilfreiche Diskussionen und wertvolle Ratschläge hatte. Besonders den gemeinsamen Forschungspraktika verdanke ich neue Einblicke in botanische und ökologische Fragestellungen. Zudem sorgte er dafür, dass sich die Arbeiten nicht nur vor Bildschirmen abspielten.

Ein großes Dankeschön möchte ich auch Sebastian Mader ausdrücken. Dank seiner genialen Programmierkenntnisse konnte das entwickelte Konzept auch in die Tat umgesetzt werden. Ich hatte das Vergnügen mit ihm während der letzten anstrengenden Monate des Projektes „Privatwaldinventur in der Osteifel“ zusammenarbeiten zu können. Durch seine Ratschläge, Hinweise und durch hilfreiche Diskussionen mit ihm leistete er einen maßgeblichen Beitrag zum Gelingen der Arbeit.

Herr Godehard Ontrup, Leiter der Forsteinrichtung der Zentralstelle der Forstverwaltung Rheinland-Pfalz ermöglichte über die Bereitstellung von Forsteinrichtungsdaten erst die operationelle Umsetzung der Arbeit. Ihm und seinen Mitarbeitern Herrn Jürgen Dietz, Herrn Rainer Forstbach, Herrn Joachim Diesler und Herrn Michael Ley gilt daher ein besonders Dankeschön. Sehr motivierend war dabei auch die Bereitschaft,

stets geduldig die Fragen zu Forstwirtschaft und Forsteinrichtung zu beantworten und mir während verschiedener Treffen und Exkursionen die Hinweise zu geben, wie die Fernerkundung als dynamisches Werkzeug der Forsteinrichtung Verwendung finden kann. Ebenso möchte ich Herrn Dr. Harald Egidi vom Ministerium für Umwelt und Forsten für die Unterstützungen des Vorhabens und seinen Beitrag zur konzeptionellen Entwicklung des Projektes danken.

Der Landesgraduiertenförderung Rheinland-Pfalz danke ich für ein zweijähriges Promotionsstipendium, den Mitarbeitern des Forschungsreferates der Universität Trier für die freundliche Hilfe.

Meinen Kollegen aus dem Fach Fernerkundung der Universität Trier: Marion Stellmes, JProf. Dr. Michael Vohland, Dr. Achim Röder, Inga Gellweiler, Henning Buddenbaum, Stephan Seeling und Joachim Besold für die Zusammenarbeit, Diskussionen, die Durchsicht des Manuskriptes, wertvolle Kritik und die gute Arbeitsatmosphäre, ebenso Wolfgang Fister für weiterführende Ratschläge und natürlich Hermine Marx für ihre logistische Unterstützung und Hilfe bei der Überwindung kleinerer und größerer Verwaltungshürden.

Ganz besonders möchte ich meiner Familie danken, ohne deren Beistand, Ermutigung, Zuspruch und liebevolle Unterstützung mein Studium und auch meine Dissertation nicht möglich gewesen wären und die mich jederzeit in meinen Zielen bestärkt haben.

Abschließend möchte ich mich noch bei meiner Freundin Ilona Weismüller bedanken, die während der arbeitsreichen letzten Jahre den großen und kleinen Problemen eines Promovierenden mit unendlicher Geduld begegnet ist und mir während aller Phasen der Arbeit mit moralischer Unterstützung zur Seite stand.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort	I
Inhaltsverzeichnis	III
Abbildungsverzeichnis	VII
Tabellenverzeichnis	XI
1 Einleitung und Ziele der Arbeit	1
2 Wald und Forstwirtschaft in Rheinland-Pfalz	5
2.1 Waldeigentum in Rheinland-Pfalz	6
2.2 Arbeit der Landesforsten Rheinland-Pfalz	11
3 Fernerkundungstechniken in Forstinventuren	14
3.1 Reflexionseigenschaften von Wäldern	15
3.1.1 Reflexionsverhalten von Blättern	16
3.1.2 Reflexionsverhalten von Beständen	20
3.2 Einsatzmöglichkeiten von Fernerkundungstechniken für forstliche Anwendungen	31
3.3 Anwendungsmöglichkeiten auf kontinentaler und globaler Ebene	34
3.4 Anwendungsmöglichkeiten auf regionaler Ebene	35
3.4.1 Kartierung von Waldflächen	35
3.4.2 Kartierung von Baumarten und Altersklassen	36
3.4.3 Einsatz von fernerkundlichen Methoden in nationalen Forstinventuren	42
3.4.4 Einsatz von fernerkundlichen Methoden zur Kartierung von Waldschäden	45
3.5 Anwendungsmöglichkeiten auf Bestandsebene	47

4	Charakterisierung des Untersuchungsgebietes.....	50
4.1	Waldgeschichtliche Entwicklung.....	50
4.2	Naturräumliche Beschreibung des Untersuchungsgebietes.....	57
4.3	Gliederung des Untersuchungsgebietes nach forstlichen Wuchsgebieten und Wuchsbezirken	59
4.3.1	Das forstliche Wuchsgebiet Osteifel.....	63
4.3.2	Das forstliche Wuchsgebiet Moseltal	65
4.3.3	Das forstliche Wuchsgebiet Mittelrheintal.....	68
4.3.4	Das forstliche Wuchsgebiet Nordwesteifel	70
4.3.5	Das forstliche Wuchsgebiet Gutland	72
4.4	Konsequenzen der Charakteristik des Untersuchungsraumes für die geplante satellitengestützte Waldinventur	74
5	Datengrundlage	76
5.1	Satellitenbilddaten	76
5.2	Daten des amtlichen topographisch-kartographischen Informationssystem (ATKIS).....	82
5.3	Daten des waldökologischen Forstinformationssystems (Wöfis).....	82
5.4	Weitere topographische und thematische Daten	84
6	Datenaufbereitung und Vorprozessierung.....	85
6.1	Fusion der Satellitenbilddaten der ASTER-Subsysteme.....	86
6.1.1	Durchführung der Datenfusion mit Hilfe des Local Correlation Approach.....	90
6.2	Geometrische Korrektur der Satellitenbilddaten	94
6.2.1	Korrektur systematischer Fehler	94
6.2.2	Projektion auf ein Landeskoordinatensystem.....	95
6.2.3	Bildorientierung mit Hilfe von Rational Function Models.....	97
6.2.4	Validierung der Transformation	99
6.3	Radiometrische Korrektur der Satellitenbilddaten.....	101
6.3.1	Sensorkalibrierung.....	102
6.3.2	Atmosphärenkorrektur.....	105
6.3.3	Topographiekorrektur	110
6.3.4	Validierung der Atmosphären- und Topographiekorrektur	114
6.4	Optimierung der korrigierten Satellitenbilddaten.....	118
6.4.1	Maskierung der Waldfläche.....	118
6.4.2	Lineare Transformation der Bilddaten	120

6.5	Zusammenfassung der bisherigen Arbeitsschritte, Prozessierungsstrategie und Zwischenergebnisse	122
7	Klassifikationsansätze und Validierungsmethoden.....	123
7.1	Multispektrale Klassifikation	123
7.2	Validierungsmethoden	129
7.2.1	Überblick über Methoden zur Bewertung der Genauigkeit von satellitengestützten Landbedeckungsklassifikationen	130
7.2.2	Fehlermatrix als deskriptives Werkzeug.....	131
7.2.3	Genauigkeitsmaße	132
7.2.4	Potentielle Fehlerquellen und Ungenauigkeiten bei der Bewertung von Klassifikationsgenauigkeiten	135
7.2.5	Erhebung und Organisation von Validierungsdaten	138
8	Entwicklung einer Klassifikationsstrategie für das Untersuchungsgebiet „Osteifel“	143
8.1	Definition eines standardisierten Validierungsansatzes.....	145
8.1.1	Visuelle Überprüfung.....	145
8.1.2	Samplingstrategie für das Accuracy-Assessment im Untersuchungsgebiet Ost- und Moseleifel.....	146
8.2	Statistische Trennbarkeit der thematischen Klassen.....	150
8.2.1	Durchführung der Trennbarkeitsanalyse.....	152
8.3	Direkte Nutzung der Bestandsinformation zur Parametrisierung eines Klassifikators	156
8.4	Nutzung von räumlich stratifizierten Bestandsinformationen zur Parametrisierung eines Klassifikators	161
8.5	Nutzung von räumlich stratifizierten Bestandsinformationen zur Parametrisierung eines lokal adaptiven Klassifikationsansatzes.....	169
8.5.1	Umsetzung des lokal adaptiven Klassifikationsansatzes	174
8.5.2	Softwareimplementierung.....	176
9	Klassifikationsergebnisse	180
9.1	Validierung des Klassifikationsergebnisses.....	181
9.1.1	Visuelle Validierung des Klassifikationsergebnisses.....	181
9.1.2	Deskriptiv-statistische Validierung	188
9.2	Beschreibung der abgeleiteten Produkte	192
9.2.1	Waldverteilung	193
9.2.2	Kartierung der Privatwälder	195
9.2.3	Inventarisierung der Privatwälder	196

9.2.4	Aktualisierung der Bestandsinformationen für Staats- und Kommunalwälder	198
9.3	Diskussion der Klassifikationsergebnisse und Validierungsstrategie	205
10	Abschließende Beurteilung und Ausblick	211
10.1	Abschließende Beurteilung der Arbeitsschritte und Prozessierungsstrategie	213
10.1.1	Auswahl und Aufbereitung der Satellitenbilddaten	214
10.1.2	Aufbereitung der Referenzdaten.....	215
10.1.3	Vorprozessierung der Satellitenbilddaten	215
10.1.4	Räumliche Stratifizierung der Referenzdaten	217
10.1.5	Lokal adaptive Klassifikation.....	217
10.2	Übertragbarkeit.....	218
10.2.1	Untersuchung der Übertragbarkeit auf SPOT-5 Satellitenbilddaten.....	219
10.3	Fazit	220
	Zusammenfassung	222
	Literatur.....	224
	Anhang	247

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1: Waldverteilung in Rheinland-Pfalz.....	5
Abbildung 2.2: Waldeigentum in Deutschland.....	7
Abbildung 2.3: Waldeigentum und Waldwirtschaftsformen in Rheinland-Pfalz.	8
Abbildung 2.4: Holzvorrat und Zuwachs nach Eigentumsart für RLP und jährliche Nutzung nach Eigentumsarten	10
Abbildung 2.5: Besitzersplitterung im Privatwald.....	11
Abbildung 3.1: Dokumentation des Chlorophyllabbaus in einem Eichenblatt nach dessen Abdunkelung.....	18
Abbildung 3.2: Spektrale Reflexionskurven unterschiedlicher Buchenblätter. (.....	19
Abbildung 3.3: Änderungen der spektralen Reflexionssignatur eines Buchenblattes bei abnehmendem Blattwassergehalt.....	20
Abbildung 3.4: Anteile an einer spektralen Bestandssignatur in einem Buchenwald. ..	23
Abbildung 3.5: Definition des Sensor- und Sonnenzenitwinkels.....	24
Abbildung 3.6: Auswirkung der Beobachtungsgeometrie auf die Reflexion eines Schwarzkieferbestandes	25
Abbildung 3.7: Ursachen für bidirektionelle Bestandsreflexion.....	26
Abbildung 3.8: Unterschiedliche Beleuchtung und Beschattung in einem Laub- und einem Nadelwald.	27
Abbildung 3.9: Einfluss der Alterszusammensetzung auf die Bestandsstruktur.....	29
Abbildung 3.10: ASTER-Spektralsignaturen der Baumarten Buche und Fichte in den Entwicklungsphasen: Qualifizierung, Dimensionierung und Reife.....	29
Abbildung 3.11: Überblick über Einsatzmöglichkeiten von Fernerkundungstechniken auf globaler, regionaler und lokaler Ebene.	33
Abbildung 3.12: Verfahrensdiagramm zum kNN-Algorithmus als Teil der Multiquellen-Waldinventur	40
Abbildung 4.1: Blick vom Mosenberg Richtung Windsborn Kratersee. Gemälde von Fritz von Wille "Einsamkeit, Mosenberg" (1911).....	54
Abbildung 4.2: Historische Waldentwicklung von 1810 bis 2005.	56
Abbildung 4.3: Karte der forstlichen Wuchsgebiete im Untersuchungsgebiet.....	58
Abbildung 4.4: Übersicht über die forstlichen Wuchsbezirke im Untersuchungsgebiet.....	59
Abbildung 5.1 Kanalvergleich im kurzwelligen Infrarot zwischen Landsat TM 5, Landsat ETM+ und ASTER..	77
Abbildung 6.1: Prozessierungskette zur Vorverarbeitung der Satellitendaten.....	85

Abbildung 6.2: Kanalvergleich im mittleren Infrarot ($\lambda = 1,3$ bis $2,5 \mu\text{m}$) zwischen Landsat TM 5, Landsat ETM+ und ASTER.....	90
Abbildung 6.3: Bildfusion durch local correlation modelling (LCM).....	93
Abbildung 6.4: Ergebnis des Bildfusionsprozesses am Beispiel eines Bildausschnitts um den Laacher Sees.	93
Abbildung 6.5: Topographiebedingter Lagefehler bei Zeilenscannern	96
Abbildung 6.6: Qualitätskontrolle zur geometrischen Korrektur	99
Abbildung 6.7: Ableitung von Kalibrationskoeffizienten für die ASTER-Szene vom 26.06.2001 über eindeutig identifizierbare pseudo invariante Oberflächen in einem Hymap-Flugstreifen vom 14.07.2003.	103
Abbildung 6.8: Wechselwirkungen zwischen einfallender Sonnenstrahlung, Atmosphäre und Erdoberfläche.....	107
Abbildung 6.10: Prozessierungsschritte der kombinierten Atmosphären- und Reliefkorrektur.	113
Abbildung 6.11: Aus digitalem Höhenmodell über Softwaretool „Horiz“ abgeleitete Derivate.....	114
Abbildung 6.12: Signaturvergleich ohne und mit Topographiekorrektur	115
Abbildung 6.13: Ergebnis der kombinierten Atmosphären- und Topographiekorrektur am Beispiel eines Bildausschnitts des mittleren Moseltals.	116
Abbildung 6.14: Validierung der radiometrischen Korrektur für die ASTER-Szenen vom 26.06.2001 und 19.04.2005.	117
Abbildung 6.15: Prozessierungskette zur Ableitung der momentan tatsächlichen Waldbedeckung im Untersuchungsgebiet.....	118
Abbildung 6.16: Momentan tatsächliche Waldverteilung im Bereich des Kondelwaldes	119
Abbildung 6.17: Verfahrensdiagramm zur Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen	120
Abbildung 6.18: Bildausschnitt des hauptkomponenten-transformierten multiphänologischen ASTER-Bildstapels.....	121
Abbildung 6.19: Zusammenfassung der Prozessierungskette zur Optimierung der Satellitenbilddaten.....	121
Abbildung 7.1: Iterative Clusteranalyse im zweidimensionalen Merkmalsraum am Beispiel des ISODATA-Algorithmus	125
Abbildung 7.2: Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten von Bildelementen nach Definition durch das Maximum-Likelihood-Verfahren.....	127
Abbildung 7.3: Problematische Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten in Randbereichen von Verteilungsfunktionen.....	128
Abbildung 8.1: Schema zur multivariaten Klassifikation.	144

Abbildung 8.2: Prozessierungskette zur satellitengestützten Waldinventur bei der direkten Nutzung der Wöfis-Bestandsinformation zur Parametrisierung eines Klassifikators.	158
Abbildung 8.3: Verfahrensdiagramm zur Nutzung räumlich stratifizierter Referenzdaten zur optimierten Parametrisierung eines Maximum-Likelihood-Klassifikators.	162
Abbildung 8.4: Ergebnis der bestandsweisen Clusteranalyse im Vergleich mit visueller Luftbildauswertung	163
Abbildung 8.5: Prozessierungskette zur satellitengestützten Waldinventur bei der Nutzung von räumlich stratifizierten Bestandsinformationen zur Parametrisierung eines Klassifikators.	165
Abbildung 8.6: Prozessierungsschritte zur räumlichen Stratifizierung von Bestandsdaten am Beispiel Fichte in der Entwicklungsphase Dimensionierung.	166
Abbildung 8.7: Phänologischer Entwicklungszustand für Eichen in der Entwicklungsphase „Reife“.	172
Abbildung 8.8: Maximum-Likelihood Entscheidungsverteilungen für einen Eichenbestand in wuchsklimatisch ungünstigen Bedingungen und einen Eichenbestand in wuchsklimatisch günstigen Bedingungen	173
Abbildung 8.9: Funktionsprinzip des SAFORST-Mappers	175
Abbildung 8.10: Kombination von räumlich stratifizierten Eingangsdaten und lokal adaptivem Klassifikationsansatz zur satellitengestützten Waldinventur.	175
Abbildung 8.11: Verfahrensdiagramm zur Nutzung räumlich stratifizierter Referenzdaten zur optimierten Parametrisierung des räumlich adaptiven Klassifikationsansatzes.	176
Abbildung 8.12: Anwendung "SAFORST-Mapper" mit geöffnetem Beispieldatensatz.	177
Abbildung 8.13: Verfahrensdiagramm zur räumlich adaptiven Klassifikation.	178
Abbildung 9.1: Klassifikationsergebnis des gesamten Untersuchungsgebietes.	180
Abbildung 9.2: Darstellung des Klassifikationsergebnisses für den Bildausschnitt "Laacher See"	182
Abbildung 9.3: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel Alfbachtal	184
Abbildung 9.4: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel "Ahrtal"	185
Abbildung 9.5: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel „Dockweiler“.	186
Abbildung 9.6: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel "Sinzig"	187
Abbildung 9.7: Lage des zur satellitengestützten Waldinventur verwendeten ASTER-Flugstreifens.	192
Abbildung 9.8: Detailausschnitt der Karte zur momentan tatsächlichen Waldverteilung.	194
Abbildung 9.9: Detailausschnitt der Karte zur Privatwaldverteilung im Forstamt Adenau.	196

Abbildung 9.10: Detailausschnitt der Karte zur Privatwaldinventur im Forstamt Adenau.....	198
Abbildung 9.11: Detailausschnitt der Karte zum Klassifikationsergebnis für Staats- und Kommunalwälder.....	200
Abbildung 9.12: Bestandsinterne Stratifizierung nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase.....	201
Abbildung 9.13: Finale Prognosekarte.....	202
Abbildung 9.14: Detailausschnitt der Karte zur Identifikation von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur im Staats- und Kommunalwald	203
Abbildung 9.15: Verlaufsdiagramm zur Identifikation von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur im Staats- und Kommunalwald	204
Abbildung 10.1: Arbeitsschritte und Prozessierungsstrategie zur satellitengestützten Waldinventur.	212
Abbildung 10.2: Optimierung der Prozessierungsstrategie. Vergleich der erreichten Gesamtgenauigkeiten durch die drei methodischen Ansätze.....	213
Abbildung 10.3: Vergleich der geometrischen Auflösung der Aufnahmesysteme SPOT-5, ASTER und Landsat-TM	219
Abbildung 10.4: Vergleich der Klassifikationsergebnisse der satellitengestützten Waldinventur auf Grundlage von ASTER- und SPOT-5-Daten.	220

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1.1: Gesamteuropäische Kriterien für eine nachhaltige Waldbewirtschaftung.....	1
Tabelle 3.1: Spektrale Reflexionssignatur und Charakteristik eines Eichenblattes.....	16
Tabelle 4.1: Klimataabelle der forstlichen Wuchsbezirke im Untersuchungsgebiet	60
Tabelle 4.2: Klimataabelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Osteifel.	64
Tabelle 4.3: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Osteifel.	65
Tabelle 4.4: Klimataabelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Moseltal.	66
Tabelle 4.5: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Moseltal.....	67
Tabelle 4.6: Klimataabelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Mittelrheintal.	69
Tabelle 4.7: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Mittelrheintal.	70
Tabelle 4.8: Klimataabelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Nordwesteifel.....	71
Tabelle 4.9: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Nordwesteifel.....	72
Tabelle 4.10: Klimataabelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Gutland.....	73
Tabelle 4.11: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Gutland.....	74
Tabelle 5.1: Übersicht über die verfügbaren Satellitenbilddaten der Sensorsysteme Landsat-TM, ASTER und SPOT-5.	78
Tabelle 5.2 Aster Sensorcharakteristik	80
Tabelle 6.1: RMSE der geometrischen Korrektur der vier verwendeten Einzelszenen.....	100
Tabelle 6.2: Für radiometrische Korrektur verwendete Kalibrationskoeffizienten	104
Tabelle 7.1: Beispiel einer Fehlermatrix mit vier thematischen Klassen.....	132
Tabelle 7.2: Beispielberechnung von Nutzer- und Herstellergenauigkeit.....	134
Tabelle 8.1: Anzahl der Validierungspunkte bei zufälliger Verteilung.	148
Tabelle 8.2: Anzahl der Validierungspunkte pro thematischer Klasse nach dem stratifizierten Zufallsverfahren.	149
Tabelle 8.3: Trennbarkeitsanalyse der thematischen Klassen auf Basis von Reflexionswerten der ASTER-Szene vom 26.06.2001.	153
Tabelle 8.4: Trennbarkeitsanalyse der thematischen Klassen auf Basis der hauptkomponententransformierten ASTER-Daten vom 26.06.2001 und 03.04.2005..	154
Tabelle 8.5: Anzahl der Referenzpunkte bei direkter Nutzung der Wöfis- Inventurdaten	156
Tabelle 8.6: Erreichte Genauigkeiten beim direkten Einsatz der Wöfis- Inventurdaten für die 14 thematischen Klassen.....	159

Tabelle 8.7: Erreichte Genauigkeiten beim direkten Einsatz der Wöfis-Inventurdaten für die fünf Hauptbaumarten.	160
Tabelle 8.8: Anzahl der Referenzpunkte bei Nutzung der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten.....	164
Tabelle 8.9: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten für die fünf Hauptbaumarten.....	167
Tabelle 8.10: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten für 14 thematische Klassen.	168
Tabelle 8.11: Einflussfaktoren auf die phänologische Entwicklung im Untersuchungsgebiet.....	170
Tabelle 9.1: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten und des lokal adaptiven Klassifikationsansatzes für die fünf Hauptbaumarten.	189
Tabelle 9.2: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten und des lokal adaptiven Klassifikationsansatzes für 14 thematische Klassen.	190
Tabelle 9.3: Vergleich der ATKIS-Waldfläche mit der momentan-tatsächlichen Waldverteilung.....	193
Tabelle 9.4: Staats- und Privatwaldflächenanteile nach Forstämtern.	195
Tabelle 9.5: Flächenstatistik zur Privatwaldinventur im gesamten Untersuchungsgebiet.....	197
Tabelle 9.6: Flächenstatistik zur Inventur von Staats- und Kommunalwäldern im gesamten Untersuchungsgebiet.	199
Tabelle 9.7: Stichprobenpunkte der stratifiziert-zufälligen Verteilung nach Zeitpunkt der Erhebung..	208

1 Einleitung und Ziele der Arbeit

Ein charakteristisches Merkmal der deutschen Forstwirtschaft ist die nachhaltige Bewirtschaftung der Wälder. Lange Zeit war dieses Prinzip einzig auf die forstliche Produktion konzentriert. Heute tritt dagegen die nachhaltige Nutzung der Vielfachfunktionen der Wälder (Nutz-, Schutz- und Erholungsfunktion) in den Vordergrund. Zusätzlich ziehen nationale und internationale Verträge und Initiativen zum Klima-, Wald- und Naturschutz (UNCED-Konferenzen in Rio de Janeiro 1992; Johannesburg 2003; Ministerkonferenzen zum Schutz der Wälder; Kyoto-Protokoll) umfangreiche Monitoring- und Berichtsprogramme nach sich. Als Konsequenz der Ministerkonferenz von Helsinki wurden sechs gesamteuropäische Kriterien für eine nachhaltige Waldbewirtschaftung festgelegt (vgl. Tabelle 1.1), die die Grundlage der aktuellen Forstpolitik bilden.

Tabelle 1.1: Gesamteuropäische Kriterien für eine nachhaltige Waldbewirtschaftung (Ministerial Conference on the protection of forests in Europe, 2003; Landesforsten Rheinland-Pfalz, 2005a).

1.	Erhaltung und angemessene Verbesserung der forstlichen Ressourcen und ihr Beitrag zu globalen Kohlenstoffkreisläufen
2.	Erhaltung der Gesundheit und Vitalität von Forstökosystemen
3.	Erhaltung und Förderung der Produktionsfunktion der Wälder
4.	Bewahrung, Erhaltung und angemessene Verbesserung der biologischen Vielfalt in Waldökosystemen
5.	Erhaltung und angemessene Verbesserung der Schutzfunktionen bei der Waldbewirtschaftung
6.	Erhaltung sonstiger sozioökonomischer Funktionen und Bedingungen

Für jedes der in Tabelle 1 dargestellten Kriterien wurde eine Liste mit Indikatoren definiert, anhand derer sich der Zustand und Erfüllungsgrad der gesamteuropäischen Kriterien für eine nachhaltige Waldbewirtschaftung dokumentieren lässt. Als Datenquellen zur verpflichtenden Berichterstattung dienen beispielsweise die Stichprobeninventuren der Bundeswaldinventur, Waldzustandserfassungen, Betriebs-

statistiken und Informationen der Forsteinrichtungen und Forstinventuren. Die mit den geänderten Gesamtkriterien einer nachhaltigen Forstwirtschaft einhergehenden Änderungen im Informationsbedarf müssen bei den Forstinventuren beachtet werden. Allerdings sind die Inventurmethode vor allem für die Planung von forstbetrieblichen Maßnahmen im Rahmen der Holzproduktion konzipiert. Die für eine nachhaltige Bewirtschaftung von Wäldern unter Berücksichtigung der Vielfachfunktionen benötigten flächigen Informationen, werden über die traditionelle Forsteinrichtung oft nur unzureichend bereitgestellt. Hier bietet die Fernerkundung die Möglichkeit, mit Kartierungen von Waldstandorten und der Ableitung von Forstinventurdaten für große Flächen, mit vergleichsweise geringem zeitlichen und personellem Aufwand zum Lückenschluss in der Forstinventur beizutragen (Requardt et al., 2004; Linke et al., 2007).

Die besondere Bedeutung der Forstwirtschaft in Rheinland-Pfalz wird durch die hohe Waldbedeckung (42% der Landesfläche) begründet, die das Land zu einem der waldreichsten Bundesländer Deutschlands macht (Ministerium für Umwelt und Forsten Rheinland-Pfalz, 2004). Insbesondere der rheinland-pfälzische Privatwald verfügt über ein erhebliches Nutzungspotential, da der Zuwachs an Holzvorrat im Zeitraum von 1987 bis 2002 mit geschätzten 46% rund 25 Prozentpunkte über dem landesweiten Durchschnitt lag. Obwohl die Privatwälder in Rheinland-Pfalz mit ca. 200.000 ha einen bedeutsamen Flächenanteil einnehmen, können sie bei forstlichen Standortkartierungen und Forstinventuren nicht oder nur unzureichend erfasst werden. Schätzungen über Stichprobenverfahren erlauben es nicht, diese Informationslücke befriedigend zu schließen, da sie nicht an die meist kleinräumigen Besitzstrukturen der unterschiedlich bewirtschafteten und gepflegten Privatwälder angepasst sind. Die Erstellung von detaillierten Karten über die rheinland-pfälzischen Privatwälder durch rein terrestrische Methoden übersteigt den Kostenrahmen der forstlichen Planung. Methoden der Fernerkundung bieten hier die Möglichkeit über die flächige Darstellung von Bestandsinformationen Übersichtskarten zu erstellen und über die Entwicklung von Prognosekarten die terrestrische Forstinventur zu unterstützen (Vohland et al., 2007).

Das gemeinsame Projekt „Privatwaldinventarisierung in der Osteifel“ der Abteilung Fernerkundung der Universität Trier und der Landesforsten Rheinland-Pfalz ist darauf ausgerichtet, wichtige und zu einer nachhaltigen Entwicklung der rheinland-pfälzischen Wälder erforderliche Grundlagendaten für verschiedene Anwendungen bereitzustellen und Konzepte und Prozessierungsstrategien zur Ableitung von Forstinventur- und Einrichtungsdaten aus Satellitenbildern zu entwickeln. Dabei soll der Arbeitsschwerpunkt insbesondere auf der Inventarisierung von Privatwäldern liegen. Ziele des Vorhabens sind eine möglichst flächenscharfe Erfassung der Wälder auf Bestandesebene, die interne Stratifizierung der Bestände nach Baumartengruppen, die Klassifizierung des

Privatwaldes nach Nutzung und Bewirtschaftungsart und die Ableitung von forstlichen Inventurdaten wie Hauptbaumart und Entwicklungsphase.

Während der Projektarbeit demonstrierte der entwickelte Ansatz ein deutlich erweitertes Potential als dynamisches Werkzeug für verschiedene Aufgaben der forstlichen Praxis. So erlaubt die flächendeckende Inventur auf Basis von Satellitenbilddaten auch die Aktualisierung der Bestandsdaten für den Staats- und Kommunalwald und ermöglicht die differenzierte Darstellung der Verteilung von verschiedenen Baumarten innerhalb eines Waldortes. Als Konsequenz wurden im Rahmen der Projektarbeit folgende Produktlinien entwickelt:

- Karte der Waldverteilung (aktualisierte und verbesserte ATKIS-Waldgeometrie)
- Inventur der Privatwälder nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase (Karten und Statistiken)
- Inventur des Staats- und Kommunalwaldes nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase (Karten und Statistiken)
- Darstellung der räumlichen Verteilung von Baumarten innerhalb jedes Waldortes
- Identifikation von Abweichungen zwischen Klassifikationsergebnis und Datenbank für eine anschließende terrestrische Überprüfung (Priorisierung terrestrischer Inventurgebiete)
- Flächendeckende Planungskarten über Hauptbaumart und Entwicklungsphase zur Unterstützung der terrestrischen Forstinventur

Durch diese Vorgaben ergibt sich als Kernaufgabe die Entwicklung einer angepassten Klassifikationsstrategie, die als dynamisches Werkzeug zur Unterstützung der terrestrischen Forsteinrichtung einsetzbar sein soll. Besondere Bedeutung liegt auf der Nutzbarmachung der bereits verfügbaren Datenebenen der Forsteinrichtung zur Parametrisierung der fernerkundlichen Methoden. Darüber hinaus soll die gesamte Prozesskette flexibel neue Datenebenen und Datenprodukte in den Klassifikationsprozess integrieren können, um einen operativen Einsatz in nationalen Forstinventuren zu ermöglichen.

Die Struktur der vorliegenden Arbeit orientiert sich an den zur Entwicklung einer angepassten Klassifikationsstrategie zur satellitengestützten Waldinventur durchgeführten Arbeitsschritten. Wobei zunächst die methodischen und konzeptionellen Grundlagen der optischen Fernerkundung und deren Einsatzmöglichkeiten für forstliche Fragestellungen eingeführt werden. Die Datenaufbereitung und Vorprozessierung wird über Prozessierungsschritte zur Datenfusion, geometrischen und radiometrischen Aufbereitung sowie zu Maskierung und Transformation der Datengrundlage ausführlich beschrieben, da optimal aufbereitete Satellitenbilddaten die Grundlage für eine erfolg-

reiche und qualitativ hochwertige Klassifikation bilden. Im zentralen Teil der Arbeit wird die Entwicklung einer geeigneten und angepassten Klassifikationsstrategie für das Untersuchungsgebiet „Osteifel“ über folgende drei entscheidenden Entwicklungsschritte dokumentiert: Direkter Einsatz der verfügbaren Referenzdaten, räumliche Stratifizierung der verfügbaren Referenzdaten sowie räumliche Stratifizierung und lokal adaptive Klassifikation. Abschließend werden die entscheidenden Arbeitsschritte und eingesetzten Methoden im Kontext der Gesamtarbeit zusammengefasst und diskutiert sowie ein Ausblick über die Übertragbarkeit des Verfahrens auf die Daten anderer Satellitensysteme und Untersuchungsgebiete gegeben.

2 Wald und Forstwirtschaft in Rheinland-Pfalz

Der Wald ist ein wichtiger Bestandteil unserer Natur- und Kulturlandschaft. Mit seinen vielfältigen Funktionen als Rohstofflieferant, Erholungsraum für den Menschen und Lebensraum für Pflanzen und Tiere muss er verschiedenen Ansprüchen gerecht werden. Um die Entwicklung des Waldes steuern und die Funktionen erhalten zu können, bedarf es einer nachhaltigen forstwirtschaftlichen Planung und Bewirtschaftung.

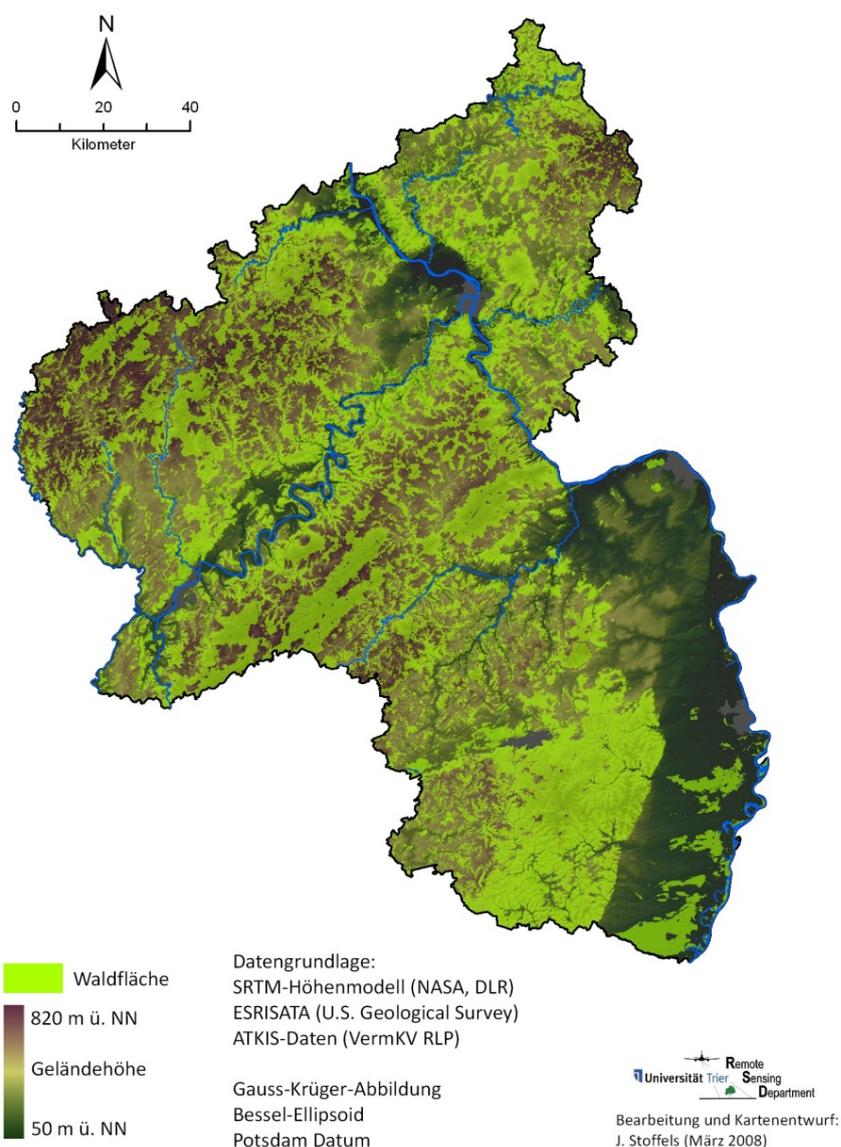


Abbildung 2.1: Waldverteilung in Rheinland-Pfalz.

In Rheinland-Pfalz spielt die Forstwirtschaft eine besondere Rolle, da es mit einer Waldbedeckung von 42% der Landesfläche, dies entspricht in etwa 836.000 ha, zu den walddreichsten Bundesländern Deutschlands gehört (Forstabteilung des Ministeriums für Umwelt und Forsten, 1999). Dabei ist die Waldverteilung innerhalb von Rheinland-Pfalz sehr heterogen. Wie in Abbildung 2.1 zu erkennen, finden sich Gebiete mit hohem Waldanteil vor allem im Bereich der rheinland-pfälzischen Mittelgebirge, während in den fruchtbaren Ebenen Rheinhessens, des Mittelrheins und der Pfalz sowie im Saar-Nahe-Bergland und Bitburger Gutland landwirtschaftliche Anbauflächen dominieren (Leonhardt, 2003). Die Aufgaben einer planmäßigen und nachhaltigen Forstwirtschaft mit den Schwerpunkten Kulturbegründung, Kultur- und Bestandspflege, Aufbau von Holzvorräten sowie der Bewältigung von Forstschutzaufgaben werden in Rheinland-Pfalz von über 45 Forstämtern, die sich wiederum in 610 Forstreviere aufteilen, wahrgenommen (Schneider, 1986; PEFC-Arbeitsgruppe Rheinland-Pfalz, 2005).

2.1 Waldeigentum in Rheinland-Pfalz

Im bundesweiten Vergleich weicht die prozentuale Verteilung der Waldbesitzarten (Staatswald, Körperschaftswald, Privatwald) zum Teil deutlich von den Werten anderer Bundesländer ab. Abbildung 2.2 zeigt als ein Ergebnis der zweiten Bundeswaldinventur aus den Jahren 2001 und 2002 die Flächenanteile der verschiedenen Eigentumsarten an der jeweiligen Gesamtwaldfläche der einzelnen Bundesländer.

Körperschaftswald: Den größten Flächenanteil in Rheinland-Pfalz besitzt der Körperschaftswald, der mit 48% Anteil an der Gesamtwaldfläche deutlich über dem Bundesdurchschnitt von rund 20% liegt. Die rund 390.000 ha Körperschaftswald befinden sich überwiegend im Besitz ländlicher Gemeinden und sind meist aus altem Allmendwald entstanden. Neben den Gemeinden sind auch altrechtliche Waldeigentumsgemeinschaften wie Haubergsgenossenschaften, Markgenossenschaften, Waldinteressenschaften und Gehöferschaften Besitzer von Körperschaftswald in Rheinland-Pfalz. Bei diesen altdeutschrechtlichen Zusammenschlüssen handelt es sich um Personenvereinigungen mit gemeinschaftlichem Waldeigentum. Die Entstehungsgeschichte dieser genossenschaftlichen Körperschaften ist bis heute nicht eindeutig geklärt (Gehendges & Brandt, 1986; PEFC-Arbeitsgruppe Rheinland-Pfalz, 2005).

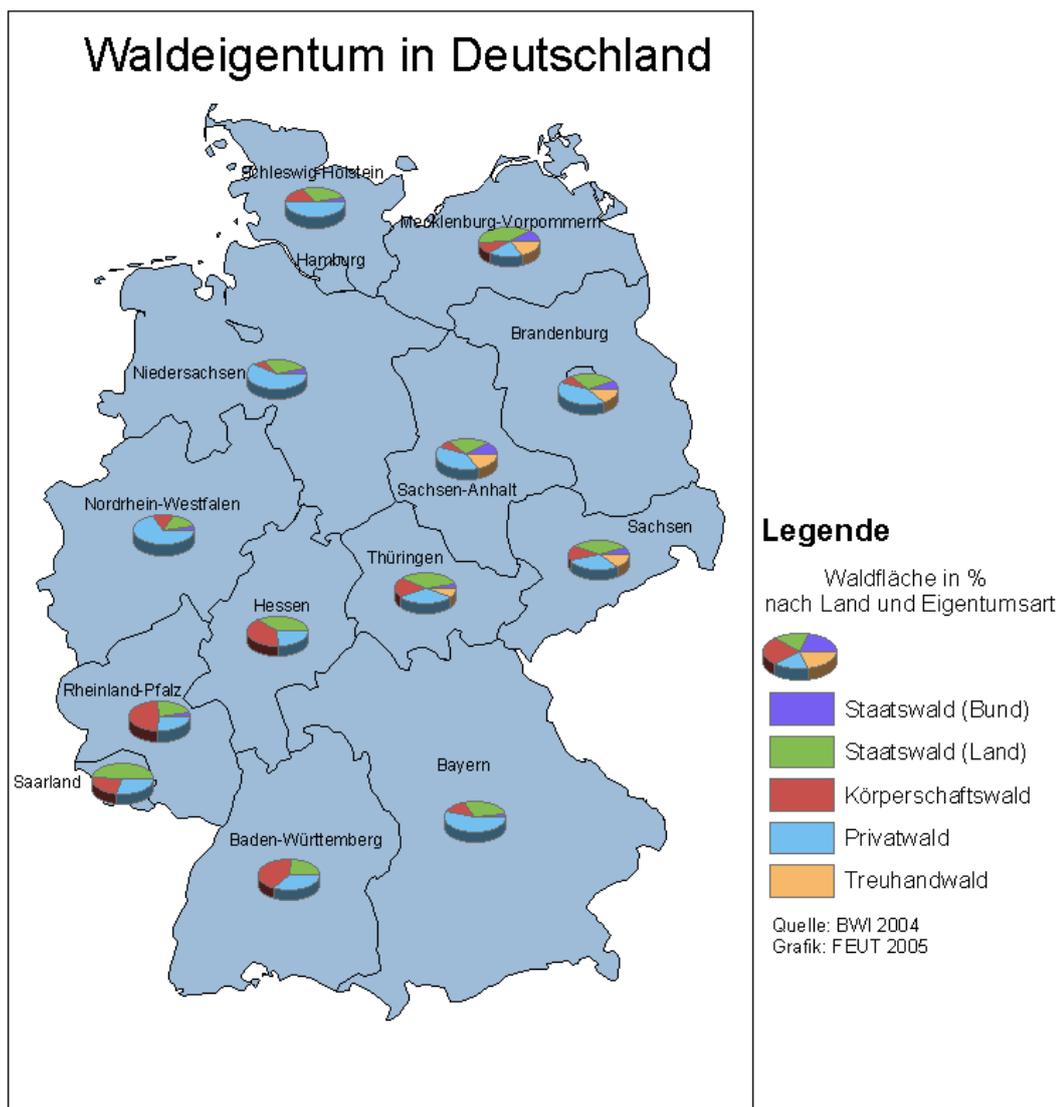


Abbildung 2.2: Waldeigentum in Deutschland (Quelle: Bundesministerium für Verbraucherschutz, Ernährung und Landwirtschaft 2004, Grafik: Eigene Abbildung).

Staatswald: Der Staatswald(ohne Bundeswald) nimmt rund 224.000 ha der Waldfläche ein und liegt mit einem Anteil von 25% nur knapp unter dem Bundesdurchschnitt von rund 30%. Der Waldbesitz stammt aus dem Eigentum früherer feudaler Landesherren, dem Besitz ehemals kirchlicher Institutionen, die im Rahmen der Säkularisierung unter napoleonischer Herrschaft verstaatlicht wurden sowie aus großflächigen Gebieten, die von der preußischen Verwaltung aufgekauft und wiederbewaldet wurden (Gehendges & Brandt, 1986; Leonhardt, 2003).

Privatwald: Fast ein Viertel der rheinland-pfälzischen Waldfläche (ca. 200.000 ha) befindet sich im privaten Besitz. Die Eigentümer sind Privatpersonen, Kirchengemeinden

und Bistümer. Ein Kennzeichen des Privatwaldes in Rheinland-Pfalz ist die starke Besitzersplitterung, deren Ursache im jahrhundertlang praktizierten Realerbteilungsrecht liegt. Im Durchschnitt liegt die im Privatwald bewirtschaftete Flächengröße bei nur einem bis zwei Hektar (vgl. Abbildung 2.5), wobei dieser Besitz auch noch auf mehrere Parzellen aufgeteilt und über mehrere Gemarkungen verstreut sein kann. Der in Abbildung 2.5 dargestellte Luftbildausschnitt zeigt ein Waldgebiet südwestlich von Trier. Die Überlagerung mit Parzellengrenzen des automatischen Liegenschaftskatasters (ALK) lässt die Besitzersplitterung in Folge der jahrhundertlangen Realerbteilung erkennen. Manche der Parzellen besitzen nur eine Breite von drei bis vier Metern, so dass eine ökonomische Waldbewirtschaftung auf der Einzelparzelle nicht möglich ist. Darüber hinaus bestehen für den Wald im privaten Besitz weitere strukturelle Nachteile, die sich aus schlechtem Pflegezustand, dem hohen Anteil an ertragsschwachen, aus ehemaligen Niederwäldern hervorgegangenen Stockausschlagswäldern und der meist unzureichenden Anbindung an das Waldwegenetz ergeben.

Waldeigentum in Rheinland-Pfalz

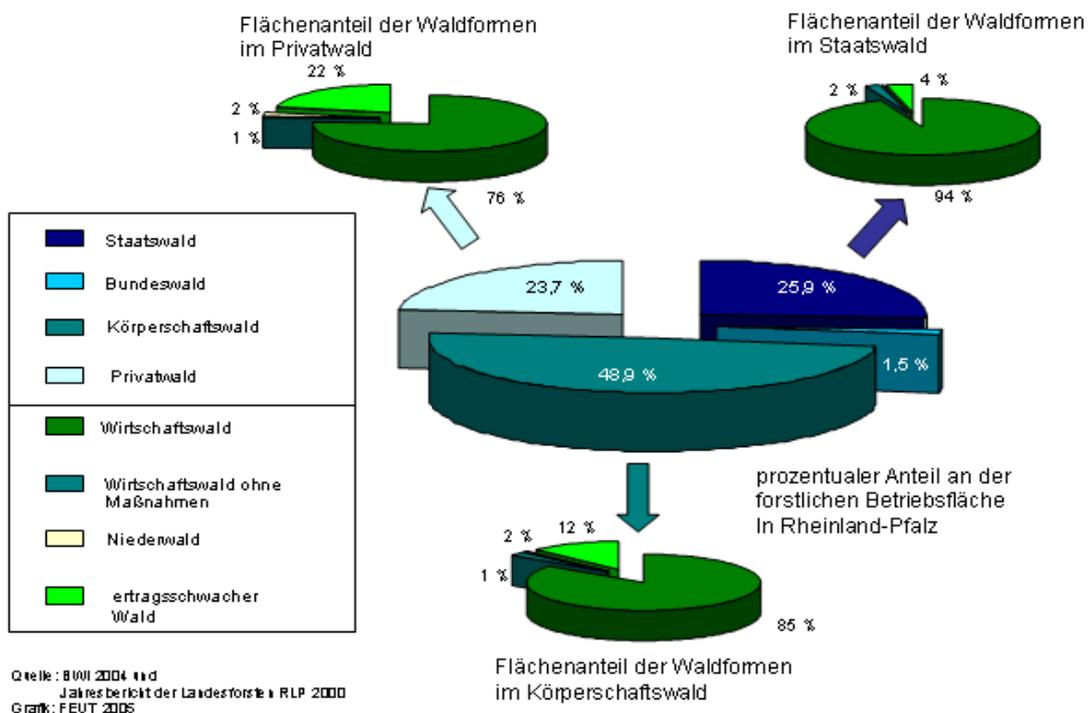


Abbildung 2.3: Waldeigentum und Waldwirtschaftsformen in Rheinland-Pfalz. (Quelle: (Bundesministerium für Verbraucherschutz Ernährung und Landwirtschaft, 2004), Grafik: Eigene Abbildung).

Zur besseren Bewirtschaftung ihrer Wälder schließen sich viele Waldbesitzer forstwirtschaftlichen Zusammenschlüssen an, die die strukturellen Nachteile im Kleinprivatwald ausgleichen sollen. Ebenso besteht für sie die Möglichkeit, sich durch die Landesforsten Rheinland-Pfalz beraten und betreuen zu lassen (vgl. Landeswaldgesetz (LWaldG) vom 30. November 2000). Neben den Besitzern von Kleinprivatwald existieren in Rheinland-Pfalz vier Privatbetriebe mit mehr als 1000 ha Waldfläche, die über eigene Forstverwaltungen zur Bewirtschaftung ihrer Wälder verfügen (Hosius, 1986; Leonhardt, 2003; PEFC-Arbeitsgruppe Rheinland-Pfalz, 2005).

Insbesondere der Privatwald besitzt ein erhebliches Nutzungspotenzial, da der Zuwachs an Holzvorrat im Zeitraum von 1987 bis 2002 mit 46% rund 25 Prozentpunkte über dem rheinland-pfälzischen Durchschnitt für Staats- und Kommunalwälder lag. Betrachtet man die Entwicklung der Holzvorräte seit 1987, so haben sich die Gesamtvorräte über alle Besitzarten um 21,9% erhöht; besonders deutlich ist die Zunahme mit 46% aber im Privatwald. Die Nutzung des Privatwaldes besitzt folglich ein erhebliches ökonomisches Potenzial (vgl. Abbildung 2.4 oben).

Die hohen Zuwächse lassen sich durch die Tatsache begründen, dass weite Teile des Privatwaldes in Rheinland-Pfalz nicht wirtschaftlich genutzt werden. Dies liegt unter anderem an der Kleinparzellierung der Waldflächen, entstanden durch jahrhundertelange Realteilung, welche die planmäßige und wirtschaftliche Nutzung erheblich einschränkt. Verdeutlicht wird dies durch die Nutzungsstatistik der Bundeswaldinventur 2004 (vgl. Abbildung 2.4 unten), die für die verschiedenen Waldbesitzarten die jährlichen Einschläge in m^3/ha abschätzt. In den rheinland-pfälzischen Privatwäldern wird im Durchschnitt nur die Hälfte der Erträge der Staats- und Körperschaftswälder erreicht, ebenso ist ein deutlicher Unterschied zur Privatwald-Nutzung auf Bundesebene zu erkennen (Bundesministerium für Verbraucherschutz Ernährung und Landwirtschaft, 2004).

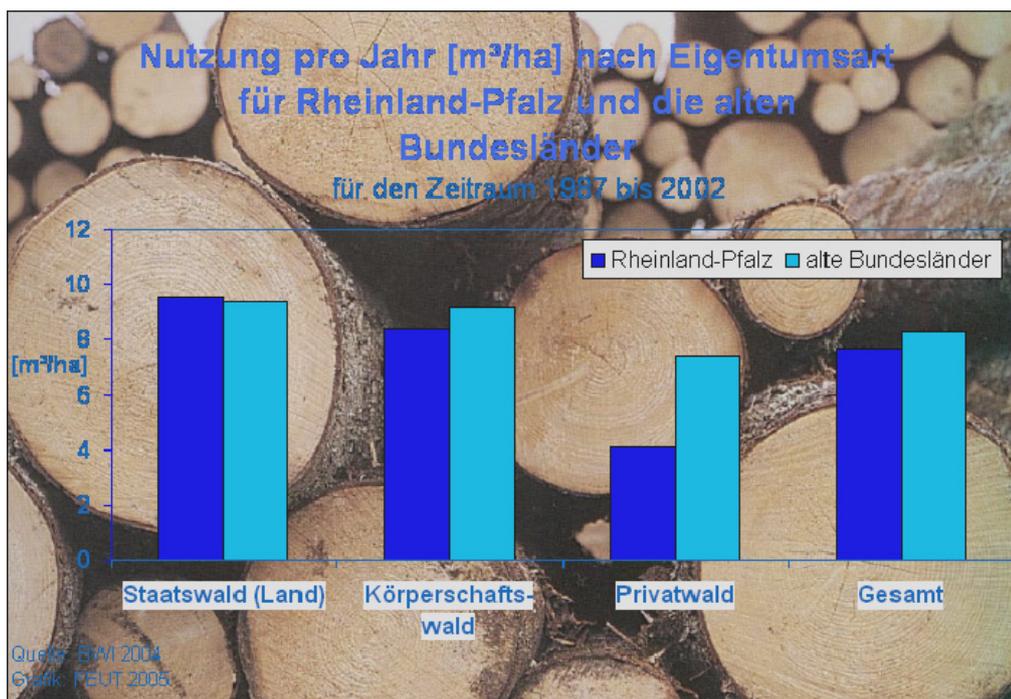
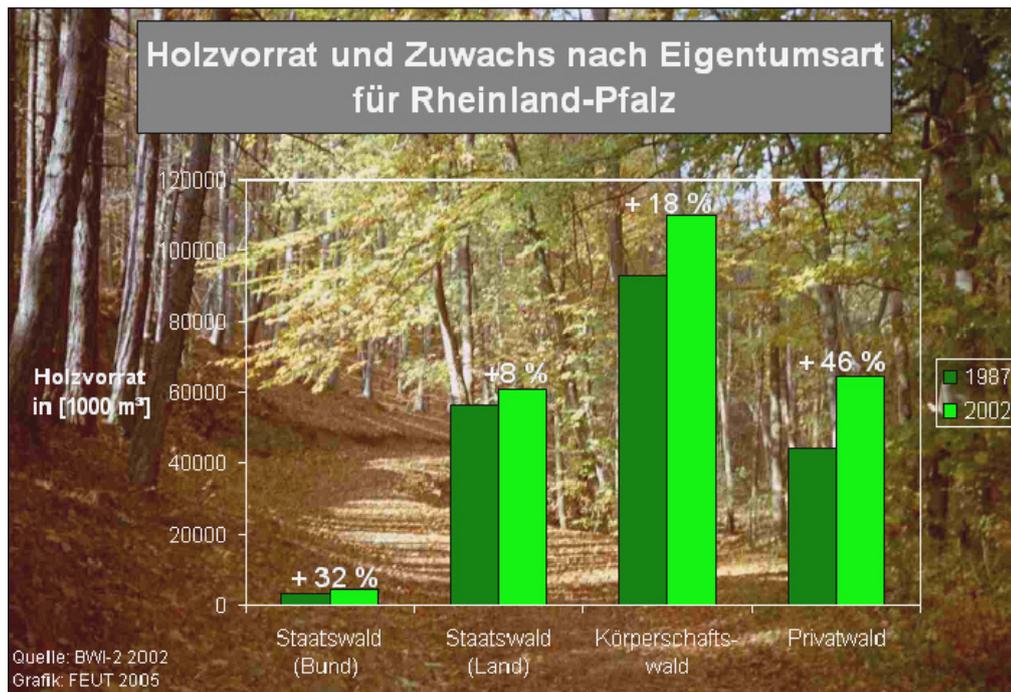


Abbildung 2.4: Holzvorrat und Zuwachs nach Eigentumsart für RLP (oben) und jährliche Nutzung nach Eigentumsarten (unten) (Quelle: Bundesministerium für Verbraucherschutz, Ernährung und Landwirtschaft 2004, Grafik: Eigene Grafik).

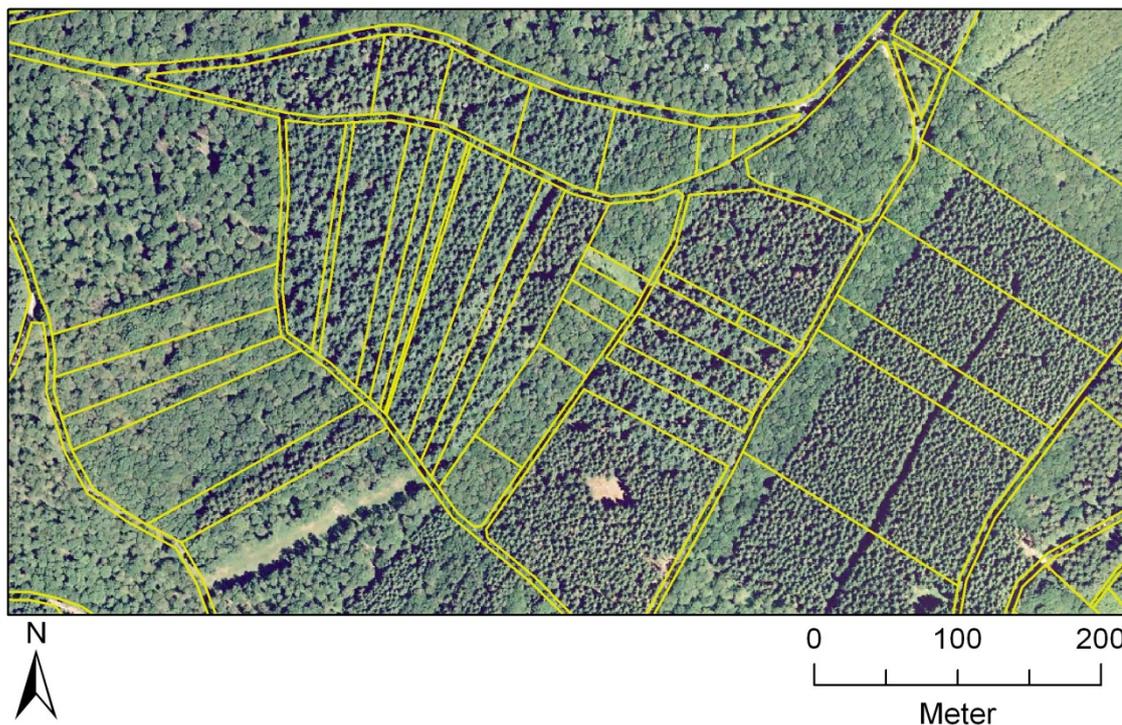


Abbildung 2.5: Besitzersplitterung im Privatwald. Der Luftbildausschnitt überlagert durch das Liegenschaftskataster (gelb). (Quelle: PolyGis der Landesforsten Rheinland-Pfalz, verändert).

2.2 Arbeit der Landesforsten Rheinland-Pfalz

In Rheinland-Pfalz werden über das Landeswaldgesetz vom 30. November 2000 Waldbesitzer zu einer nachhaltigen Waldbewirtschaftung verpflichtet, um den wirtschaftlichen Nutzen, die Natur- und Umweltschutzfunktionen und die Erholungsfunktion des Waldes zu erhalten. Die Bewirtschaftung der Staatswälder wird dabei von den Förstern der Landesforsten Rheinland-Pfalz vorgenommen. Bei der Bewirtschaftung des Körperschaftswaldes unterstützen die Landesforsten als Dienstleister die Städte und Gemeinden und entwickeln den Wald nach den Zielsetzungen der kommunalen Eigentümer, wobei oftmals besonderer Wert auf die Sicherung der Schutz- und Erholungsfunktionen gelegt wird. Die starke Besitzersplitterung im Privatwald führt dazu, dass viele Besitzer von Kleinstprivatwald sich forstwirtschaftlichen Vereinigungen anschließen, um eine bessere, koordinierte und ökonomische Bewirtschaftung ihres Waldes zu erreichen. Den Privatwaldbesitzern wie auch den forstwirtschaftlichen Zusammenschlüssen stehen die Landesforsten beratend zur Seite. Auch kann die Hilfe

der Landesforsten bei der Entwicklung und Bewirtschaftung des eigenen Waldes in Anspruch genommen werden (Leonhardt, 2003; PEFC-Arbeitsgruppe Rheinland-Pfalz, 2005).

Grundlage der Planungen und Entwicklungen sind die forstliche Rahmenplanung, das Landeswaldprogramm, die forstlichen Beiträge zu regionalen Raumordnungsplänen und die Waldfunktionenpläne. Um für jeden Standort eine optimale Bewirtschaftungs- und Entwicklungsstrategie zu erarbeiten, werden Wälder flächendeckend durch die Forsteinrichtung kartiert und bewertet. Dabei werden die lokalen Wuchsbedingungen von Bäumen anhand von Boden- und Klimaverhältnissen erfasst und Empfehlungen für die optimale, standortangepasste Baumartenzusammensetzung gegeben (Landesforsten Rheinland-Pfalz, 2005a).

Zur Realisierung einer nachhaltigen Betriebsplanung werden in regelmäßigen Abständen Waldinventuren und Forstbetriebsplanungen durchgeführt. In der Regel finden diese in einem zehnjährigen-Turnus statt. Durch den Forstsachverständigen werden bei der Inventur die Baumartenzusammensetzung, das Bestandesalter, Flächenanteile der einzelnen Baumarten, der Holzvorrat, Baumdimensionen, Biotopmerkmale und Schutzfunktionen aufgenommen. Auf dieser Datengrundlage aufbauend und unter Berücksichtigung der bisher im Wald betriebenen Wirtschaft, wird für den folgenden Zehnjahreszeitraum eine Betriebsplanung festgelegt. Dieses ist, wie durch das Landeswaldgesetz vorgeschrieben, der Nachhaltigkeit verpflichtet und regelt Holznutzung, Pflegemaßnahmen, Neuanpflanzungen und Berücksichtigung der natürlichen Walderneuerung sowie Biotoppflegemaßnahmen. Die während der Inventur gewonnenen Daten, die Entwicklungsziele, Schutzfunktionen sowie Informationen zur Infrastruktur werden in einer zentralen Datenbank abgelegt und lassen sich über ein geographisches Informationssystem (GIS) mit den Geometriedaten der Waldorte verknüpfen. So stehen diese Daten auch anderen Anwendern und zur Ableitung von Waldstatistiken zur Verfügung. Ebenso dienen sie als Grundlage zur Fertigung von aktuellen Waldkarten für jeden Forstbetrieb (Chamara et al., 2002; Peerenboom et al., 2003; Ueckermann, 2003; Landesforsten Rheinland-Pfalz, 2005a).

Neben den Inventuren und Einrichtungen werden durch die Landesforsten Rheinland-Pfalz in jährlichen Abständen terrestrische Waldschadenserhebungen durchgeführt. Dabei wird aufbauend auf einer mathematisch-statistischen Stichprobeninventur der Kronenzustand von Waldbäumen erfasst (Engels et al., 1999).

Die Datenbanken und geometrischen Beschreibungen der Waldorte existieren allerdings nur für den Staats- und Körperschaftswald, in denen die Landesforsten direkt die Bewirtschaftung durchführen. Für den Privatwald werden von den Landesforsten Rheinland-Pfalz keine Einrichtungswerke erstellt oder im Rahmen von Forsteinrich-

tungen Sach- und Geometriedaten erhoben. Damit sind Informationen über Privatwaldflächen, deren Baumartenzusammensetzung und Altersstruktur kaum verfügbar. Oftmals ist die genaue Lage der Parzellengrenzen im Kleinstprivatwald selbst dem Waldbesitzer nicht bekannt, so dass eine Bewirtschaftung von vornherein unterbleibt.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass aus strukturellen Gründen und wegen mangelnder Sachkenntnis eine effektive Nutzung des Privatwaldes meist nicht stattfindet. Mit der steigenden Holznachfrage rücken allerdings die bisher nicht ausgeschöpften Nutzungspotentiale in den Privatwäldern in das Zentrum des Interesses der Holzverarbeitenden Industrie. Voraussetzung für eine nachhaltige Nutzung dieser Reserven sowie die Sicherung der Waldfunktionen ist eine flächendeckende Inventur der Privatwälder. Die Ergebnisse aus Privatwaldinventuren können neben der Mobilisation von Holzressourcen auch für verschiedene weitere Anwendungen genutzt werden und sind für die Erfüllung von Monitoring- und Berichtspflichten z.B. im Rahmen der gesamteuropäischen Kriterien für eine nachhaltige Waldbewirtschaftung notwendig (Landesforsten Rheinland-Pfalz, 2005a; Saarland - Ministerium für Umwelt, 2005).

3 Fernerkundungstechniken in Forstinventuren

Der Wald erfüllt heute eine Vielzahl wichtiger Nutz-, Schutz- und Erholungsfunktionen, deren Erhalt durch eine nachhaltige Forstwirtschaft sichergestellt wird. Die zur nachhaltigen Bewirtschaftung der Wälder erforderlichen Informationen über Zustand, Struktur und Leistungsfähigkeit werden über die klassischen Inventurdaten (Wuchsbedingungen, Baumartenzusammensetzung, Holzvorrat) der Waldinventur erhoben. Nationale sowie internationale Programme und Verpflichtungen zum Klimaschutz (Kyoto-Prozess), Schutz der Wälder (Helsinki-Prozess), Monitoring von Landschaftsveränderungen und Naturschutz (FFH-Richtlinien) sorgen für einen wachsenden Informationsbedarf. Zusätzlich werden Basisdaten für Wirtschafts-, Verkehrs-, Umwelt- und Strukturpolitik gefordert und die umfassende Erschließung von verfügbaren Ressourcen für die Holzindustrie verlangt. Der Anspruch an die Waldinventur hat sich dadurch in den letzten Jahrzehnten stetig weiterentwickelt, so dass heute nicht nur die Erhebung von klassischen Inventurdaten von Bedeutung ist, sondern eine Vielzahl von Informationen und Daten erfasst werden muss (Cohen et al., 2001; Peerenboom et al., 2003; Ueckermann, 2003; Bundesministerium für Verbraucherschutz Ernährung und Landwirtschaft, 2004; McRoberts & Tomppo, 2007).

Fernerkundungsdaten bieten die Möglichkeit, eine Kartierung von Waldstandorten und die Ableitung von Forstinventurdaten ohne großen zeitlichen und personellen Aufwand sowie flächendeckend für große Gebiete vorzunehmen. Mit Ausnahme der visuellen Interpretation und stereoskopischen Auswertung von Luftbildern werden fernerkundliche Methoden in nationalen Forstinventuren bisher jedoch nur in Einzelfällen genutzt (Hildebrandt, 1996; Cihlar et al., 2003). Der operationelle, standardmäßige Einsatz von fernerkundlichen Methoden in Forstinventuren der skandinavischen Staaten sowie eine große Zahl an nationalen und internationalen Studien verdeutlichen aber eindrucksvoll die Einsatzfähigkeit und das Potential der Fernerkundung für die Datenerhebung im Forst. Zudem sorgen die Weiterentwicklungen von satellitengestützten Sensorsystemen mit stetiger Verbesserung der räumlichen und spektralen Auflösung sowie sinkende Kosten bei Datenbeschaffung und -aufbereitung und die Entwicklung innovativer Analyse- und Prozessierungsstrategien für eine fortlaufende Erweiterung der Perspektiven in der forstlichen Fernerkundung. Dadurch stellt der Einsatz von Fernerkundungstechniken in Kombination mit klassischen terrestrischen Inventurverfahren eine alternative Möglichkeit zur heutigen Praxis dar, um die be-

nötigten Informationen flächendeckend zu erheben (Köhl & Brassel, 1998; Wulder & Franklin, 2003; Heurich & Kennel, 2007).

Die Fortschritte in der Sensor- und Methodenentwicklung beschränken sich nicht nur auf die optische Fernerkundung. Ebenso wird intensiv im Bereich der Laser- und der Radarfernerkundung nach Optimierungsmöglichkeiten der Verfahren und Sensoren für den Einsatz in Wäldern geforscht. Die geplante Verwendung von Daten der multispektralen Aufnahmesysteme ASTER und SPOT 5 für die Entwicklung einer Klassifikationsstrategie zur satellitengestützten Waldinventur führt allerdings zu einer Fokussierung des Methodenteils der vorliegenden Arbeit auf den Bereich der optischen Aufnahmesysteme.

Bevor der Stand der Entwicklungen von Fernerkundungstechniken und Methoden zum Einsatz in Wäldern näher erläutert und der Grad des operativen Einsatzes in nationalen Forstinventuren dokumentiert wird, soll zunächst das Informationspotential der optischen Fernerkundung besprochen werden.

3.1 Reflexionseigenschaften von Wäldern

Die auf Objektflächen auf der Erde auftreffende Globalstrahlung wird von diesen reflektiert, absorbiert und transmittiert. Der reflektierte Anteil kann von einem Sensor detektiert werden. In Abhängigkeit von Öffnungswinkel und Flughöhe des Sensors wird ein über die Fläche integriertes Reflexionssignal aufgezeichnet. Dabei sind die Stärke und die Charakteristik des Reflexionssignals objektspezifisch. Die unterschiedlichen Reflexionscharakteristiken lassen sich auf die jeweiligen chemischen und physikalischen Objekteigenschaften, ihren Aufbau, physiologischen Zustand und ihre Struktur zurückführen. Besonders das Reflexionssignal von Pflanzen, das während der Wachstumsphase hauptsächlich von den Blattorganen bestimmt wird, ermöglicht Rückschlüsse auf den phänologischen Zustand, die Art und das Alter von Pflanzen sowie den strukturellen Aufbau, die vertikale Gliederung, Zusammensetzung und Dichte ganzer Bestände (Howard, 1991; Hildebrandt, 1996).

Analog dazu dokumentieren die nachfolgenden Unterkapitel zunächst das Reflexionsverhalten von Blättern, anschließend das von Beständen sowie die internen und externen Einflüsse, die bei deren Beobachtung durch optische Fernerkundungssysteme zu beachten sind.

3.1.1 Reflexionsverhalten von Blättern

Photosynthetisch aktive Blattorgane besitzen eine charakteristische Reflexions-signatur, die durch die Absorption von Blattinhaltsstoffen und des Blattwassers sowie durch die Blattstruktur geprägt wird. Dabei kann die Reflexionssignatur in Abhängigkeit von der beobachteten Pflanzenart variieren. Ebenso lassen sich die phänologische Entwicklung des Blattes, wie auch Stresszustände über das Reflexionssignal erkennen.

Tabelle 3.1: Spektrale Reflexionssignatur und Charakteristik eines Eichenblattes.

Wellenlänge in μm	Reflexion in %		Besondere Merkmale	Bestimmen-der Einfluss
	0,2	0	50	
0,7	10	40		
1,2	20	30		
1,7	30	20		
2,2	40	10		
2,7	50	0		

		Besondere Merkmale	Bestimmen-der Einfluss
VIS	$\lambda = 0,4 \text{ bis } 0,65 \mu\text{m}$: Chlorophyll Abs.	Blatt-pigmente	
	$\lambda = 0,55 \mu\text{m}$: Lokales Reflexions-maximum (green peak)		
Nahes Infrarot	$\lambda = 0,7 \text{ bis } 0,8 \mu\text{m}$: Steiler Anstieg zum nahen Infrarot (red edge)	Blattstruktur	
	$\lambda = 0,98 \mu\text{m}$: schwache Wasser-absorptionsbande		
	$\lambda = 0,8 \text{ bis } 1,3 \mu\text{m}$: Breites Maximum im nahen Infrarot (Infrarotplateau)		
Mittleres Infrarot	$\lambda = 1,45 \mu\text{m}$: Wasser-absorptionsbande	Wassergehalt der Blätter	
	$\lambda = 1,3 \text{ bis } 2,6 \mu\text{m}$: Diskontinuierlicher Abfall der Reflexion		
	$\lambda = 1,95 \mu\text{m}$: Wasserabsorptionsbande		
	$\lambda = 2,7 \mu\text{m}$: Wasserabsorptionsbande		

Für eine allgemeine Beschreibung der spektralen Blatteigenschaften bietet sich folgende Dreiteilung (vgl. Tabelle 3.1) an:

1. Spektralbereich des sichtbaren Lichtes ($\lambda = 0,4$ bis $0,7 \mu\text{m}$), der vor allem durch die Absorptionseigenschaften der Blattpigmente (Chlorophyll a und b, Carotinoide, Xanthophylle und Anthocyane) geprägt wird. Chlorophyll, das in grünen Blattorganen am häufigsten vorkommende Pigment, besitzt zwei starke Absorptionsbanden im blauen Spektralbereich mit einem Maximum bei $\lambda = 0,43 \mu\text{m}$ und im roten Spektralbereich mit einem Maximum bei $\lambda = 0,65 \mu\text{m}$. In der Folge tritt im von der Chlorophyllabsorption nicht so stark beeinflussten grünen Spektralbereich ein lokales Reflexionsmaximum, der sogenannte „green peak“, auf. Die Verteilung und Zusammensetzung der Blattpigmente innerhalb des Blattorgans ist dabei artspezifisch, reagiert auf das Lichtangebot und ändert sich im Verlauf der Vegetationszeit (Guyot, 1990). In Abbildung 3.1 ist beispielhaft der Chlorophyllabbau in einem Eichenblatt dokumentiert, abgeleitet über zweimal 20 SPAD-Messungen im Abstand von drei Tagen. Deutlich erkennbar ist die generelle Abnahme der Chlorophyllkonzentration und dynamische Verlagerung. Die Spektralsignatur reagiert auf den Chlorophyllabbau mit einer Erhöhung der Reflexion im Bereich des sichtbaren Lichtes.

2. Spektralbereich des nahen Infrarots ($\lambda = 0,7$ bis $1,3 \mu\text{m}$), der durch Blattstruktur und zellulären Aufbau der Blätter beeinflusst wird. In diesem Spektralbereich weisen Reflexion und Transmission ein breites charakteristisches Maximum auf, das sogenannte nahe Infrarotplateau. Zwischen den niedrigen Reflexionswerten im Spektralbereich des sichtbaren Lichtes und dem breiten Maximum des nahen Infrarots steigen die Reflexionswerte abrupt sehr stark an. Dieser Anstieg, festgelegt über den Punkt der größten Steigung wird im allgemeinen rededge genannt. Das breite Reflexionsmaximum zwischen $\lambda = 0,7$ und $1,3 \mu\text{m}$ resultiert aus Mehrfachstreuungen an den Grenzflächen zwischen Interzellularräumen und Parenchymzellen. Da im Wellenlängenbereich zwischen $0,7$ und $1,3 \mu\text{m}$ keine Pigmentabsorptionen auftreten, wird auch ein hoher Transmissionsgrad erreicht (Horler et al., 1983; Guyot, 1990).

Der Spektralbereich des nahen Infrarots besitzt für die multispektrale Fernerkundung besondere Bedeutung, da die Stärke des Reflexionssignals und das Verhältnis von reflektierter zu transmittierter Strahlung art- und zustandsspezifisch sind. Für einen charakteristischen Verlauf der Reflexionssignaturen in diesem Wellenlängenbereich sorgen der artspezifische Zellaufbau und die verschiedenen Gewebestrukturen unter-

schiedlicher Laub- und Nadelbäume, von geschädigten Blättern sowie von Sonn- oder Schattenblättern (Howard, 1991).

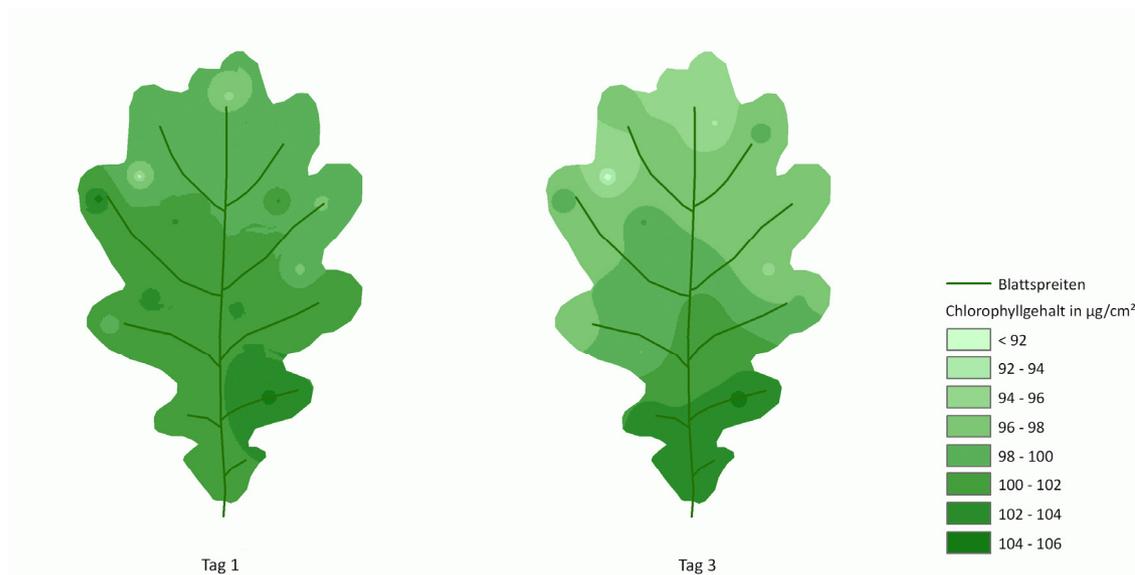


Abbildung 3.1: Dokumentation des Chlorophyllabbaus in einem Eichenblatt nach dessen Abdunkelung.

Abbildung 3.2 zeigt beispielhaft die Unterschiede in den Spektralsignaturen von Buchenblättern, die sich in ihrem Zustand (grün oder vergilbt) sowie in ihrem zellulären Aufbau (Sonnen- oder Schattenblatt) unterscheiden. Über die Spektralsignatur im Wellenlängenbereich zwischen $0,7$ und $1,3 \mu\text{m}$ können auch andere Stressfaktoren und Schädigungen von Blättern festgestellt werden, wenn diese durch eine Änderung von Blattinhaltsstoffen oder einer Störung des Blattaufbaus verursacht werden (Knipling, 1970; Akça et al., 1984).

3. Spektralbereich des mittleren Infrarots ($\lambda = 1,3$ bis $2,5 \mu\text{m}$). In diesem Wellenlängenbereich wird der Verlauf der Vegetations-Reflexionssignatur im Wesentlichen vom Wassergehalt der Blätter bestimmt.

Im Wellenlängenbereich von $1,3$ bis $2,5 \mu\text{m}$ sinkt die Intensität der Reflexion diskontinuierlich ab. Besonders dominant sind die Wasserabsorptionsbanden bei $\lambda = 1,45 \mu\text{m}$, $\lambda = 1,95 \mu\text{m}$ und $\lambda = 2,7 \mu\text{m}$, wobei ein höherer Wassergehalt der Blätter zu einem höheren Anteil an absorbiertem Strahlung führt (Guyot, 1990). Am Beispiel von Buchenblättern zeigt Abbildung 3.3 die Veränderung der Reflexionssignaturen mit zu-

nehmender Austrocknung. Selbst kleinste Wassergehalte (im Beispiel $0,00377 \text{ g/cm}^2$) führen zur Ausprägung von deutlichen Wasserabsorptionsbanden. Nur ofengetrocknete Blätter mit einem Wassergehalt von $0,0 \text{ g/cm}^2$ zeigen diese Banden nicht. Mit zunehmendem Welkegrad beginnt zunächst das Nahinfrarot-Plateau zu kollabieren. Die Dominanz der Wasserabsorptionsbanden tritt nach und nach zurück und die Absorptionsbanden anderer Blattinhaltsstoffe werden sichtbar, beispielsweise die Lignin-Absorptionsbande zwischen $2,01$ und $2,14 \text{ }\mu\text{m}$ (Elvidge, 1990). Dieses Lignin-Absorptionsbande ist deutlich im Reflexionsspektrum des ofengetrockneten Buchenblattes in Abbildung 3.3 erkennbar.

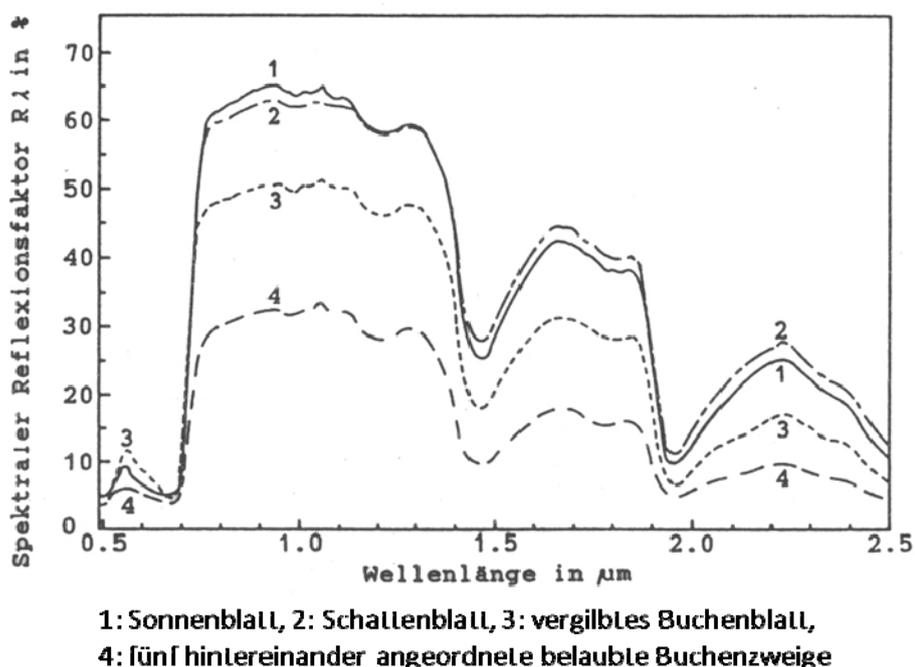


Abbildung 3.2: Spektrale Reflexionskurven unterschiedlicher Buchenblätter. (Quelle: Hildebrandt 1996; Landauer 1989).

Zusammenfassend lassen sich für das charakteristische Reflexionsverhalten von Blättern folgende Aussagen festhalten: Verschiedene Baumarten können über unterschiedliche Blattpigmentierungen, die im Spektralbereich des sichtbaren Lichtes detektierbar sind und über die artspezifische Blattanatomie wie die Beschaffenheit der Blattoberseite sowie die Mesophyllstruktur, die die Reflexionssignatur im Bereich des nahen Infrarots beeinflussen, unterschieden werden. Während der Vegetationszeit kann es durch die phänologische Entwicklung und die allgemeine Blattalterung zu deutlichen Veränderungen in den Reflexionseigenschaften eines Blattes kommen. Standortfaktoren wie Nährstoff- und Wasserangebot wirken sich auf die Zusammen-

setzung der Blattinhaltsstoffe und den Wassergehalt aus und beeinflussen so das Reflexionsverhalten. Umweltfaktoren und Schadstoffe können die Blattstruktur zerstören und sind über die spektrale Reflexionssignatur nachweisbar. Auch die Alterung der Blätter oder Nadeln im Verlauf eines Jahres hat starken Einfluss auf das detektierbare Reflexionssignal. So nehmen mit steigendem Alter der Anteil an intrazellulären Lufträumen und auch der Wassergehalt der Blätter zu. Diese saisonalen Änderungen der spektralen Reflexionssignaturen treten auch bei Nadelbäumen auf. Landauer & Voß (1989) dokumentieren den Einfluss von jungen Fichtentrieben auf den Spektralbereich des sichtbaren Lichtes. Die Jungtriebe besitzen in diesem Wellenlängenbereich eine bis zu 25% höhere Reflexion als ältere Triebe.

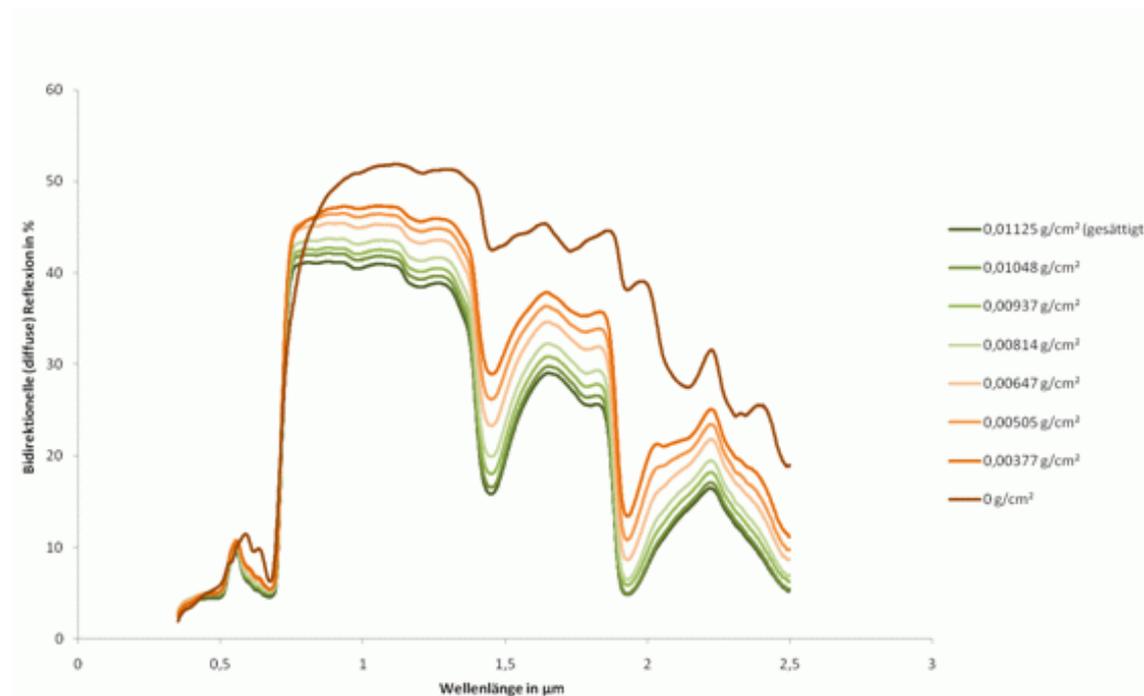


Abbildung 3.3: Änderungen der spektralen Reflexionssignatur eines Buchenblattes bei abnehmendem Blattwassergehalt.

3.1.2 Reflexionsverhalten von Beständen

Das im vorhergehenden Kapitel beschriebene Reflexionsverhalten von einzelnen Blättern kann nicht direkt auf ganze Vegetationsbestände oder Wälder übertragen werden. Zwar wird das Reflexionssignal eines Bestandes im Wesentlichen durch die Vegetation geprägt, wird allerdings durch bestandsspezifische und weitere externe Ein-

flussgrößen modifiziert. Fernerkundliche Sensorsysteme detektieren Vegetationsbestände über eine Abbildungsfläche, die vom räumlichen Auflösungsvermögen und der Flughöhe des jeweiligen Sensorsystems definiert wird. Das aufgezeichnete Reflexionssignal stellt eine Kombination von Einzelsignalen verschiedener Pflanzenarten, die zusätzlich unterschiedlich stark beleuchtet sein können, Bodenanteilen und Schatten dar, die über die Abbildungsfläche des Sensors integriert werden. Das Signal der einzelnen Pflanzenarten gliedert sich zusätzlich noch in den Anteil der Blattfläche und zu geringeren Teilen in den der Rinde. (Colwell, 1974; Akça et al., 1984; Asner, 1998).

3.1.2.1 Bestandsspezifische Einflussfaktoren

Im Folgenden sollen die wichtigsten bestandsspezifischen Einflussfaktoren kurz beschrieben werden, die das Reflexionssignal eines Vegetationsbestandes modifizieren:

1. Der Aufbau und die Struktur der Baumkrone, die durch Stellung und Größe der Blätter, den phänologischen Zustand, die Vitalität und den Reflexionseigenschaften anderer Pflanzenteile (wie Rinde, Blüte, Sprosse und Früchte) geprägt wird (Akça et al., 1984). Der bestimmende Faktor zur Beschreibung der Baumkronenstruktur ist dabei die anteilige Verteilung der Blattwinkel oder *leaf angle distribution* (LAD). Diese wird beschrieben durch den Blatthaltungswinkel und die Blattorientierung. Der Blatthaltungswinkel wird durch die Blattfläche und den Zenit aufgespannt und reicht von 0° für horizontal orientierte oder planophile Blätter bis 90° für vertikale oder erectophile Blätter. Die Blattorientierung oder Azimutwinkel beschreibt die Ausrichtung des Blattes in Bezug auf eine horizontale Referenzachse, in der Regel die Nordrichtung und kann Werte zwischen 0° und 360° annehmen (Goel & Thompson, 1984).

2. Das Verhältnis von beleuchteten zu beschatteten Blättern, das über die Dichte der Belaubung und dem Anteil an holzigen Pflanzenteilen gesteuert wird (Hildebrandt, 1996).

3. Der Kronenschluss- bzw. Deckungsgrad des Bestandes. Mit abnehmendem Kronenschlussgrad nehmen die Anteile des Hintergrundsignals an dem Gesamtreflexionssignal des Bestandes zu. Dieses Hintergrundsignal ist abhängig von der anteiligen Bedeckung des Bodens mit Vegetation oder Laubstreu. Neben der Bestandsdichte ist vor allem der

Blatthaltungswinkel für das Auftreten von Lücken im Kronendach verantwortlich. (Guyot, 1990).

4. Die phänologische Entwicklung von Beständen im Lauf einer Vegetationszeit. Während der jahreszeitlich phänologischen Entwicklung von Laubbeständen kommt es durch Blattaustrieb, Blattentwicklung, Laubverfärbung und Laubabwurf zu ständigen Änderungen in den blattspezifischen Reflexionssignalen. Bei Nadelbäumen besitzt das Alter der einzelnen Triebe Einfluss auf den Reflexionsgrad (Landauer & Voß, 1989; Hildebrandt, 1996).

5. Den Reflexionseigenschaften des unter dem Vegetationsbestand liegenden Bodens. Dessen Reflexionseigenschaften werden im Wesentlichen durch Bodenart, Bodenfeuchte, Mineralzusammensetzung, Humusgehalt, der Korngröße bzw. der Rauigkeit und Gehalt an Eisenoxiden gesteuert (Guyot, 1990).

6. Dem Blattflächenindex (LAI), der als einseitige Blattfläche pro Bodeneinheit definiert ist. Über die gesamte Blattfläche und deren Verteilung wird der Strahlungstransfer im Kronenraum modifiziert. Mit steigendem LAI nimmt der Einfluss des Bodens auf die Gesamtreflexion eines Vegetationsbestandes stetig ab. Das typische Reflexionsspektrum von photosynthetisch aktiver Vegetation wird mit zunehmendem Blattflächenindex im Spektralbereich des roten Lichtes und vor allem im nahen Infrarot beeinflusst. Durch die hohe Transmissionskapazität der Blätter im nahen Infrarot steigt die Reflexion bei zunehmendem LAI stetig an, bis sie bei einem Blattflächenindex zwischen LAI = 5 bis 6 ihr Sättigungsniveau erreicht. Im Spektralbereich des roten Lichtes liegt das Sättigungsniveau bereits bei einem LAI von 3, da in diesem Wellenlängenbereich aufgrund der hohen Absorption durch die Blattinhaltsstoffe nur wenig Strahlung für eine weitere Interaktion mit darunterliegenden Blattschichten zur Verfügung steht. Während der phänologischen Entwicklung nimmt der Biomasseanteil in einem Pflanzenbestand stetig zu, so dass auch das Reflexionssignal eines Bestandes bis zum Erreichen des Sättigungsniveaus während der Sommermonate ständig variiert und anschließend zum Herbst wieder abnimmt (Guyot, 1990; Spanner et al., 1990; Chen & Chilar, 1996).

Die spektralen Reflexionssignaturen eines Buchenblattes, von Buchenrinde, von Buchenlaubstreu und eines unbedeckten trockenen Bodens sind in Abbildung 3.4 dargestellt. Das Gesamtreflexionssignal des entsprechenden Buchenbestandes setzt sich aus unterschiedlich stark gewichteten Anteilen der Einzelsignaturen zusammen. Die

vier Reflexionsspektren wurden unter Laborbedingungen vermessen. Buchenrinde, Laubstreu und Boden wurden zuvor getrocknet, so dass die Signaturen im mittleren Infrarot nur schwache Wasserabsorptionsbanden aufweisen. In dieser Abbildung unberücksichtigt bleibt der Schattenanteil, der bei Waldbeständen erheblichen Anteil an der Bestandssignatur besitzt.

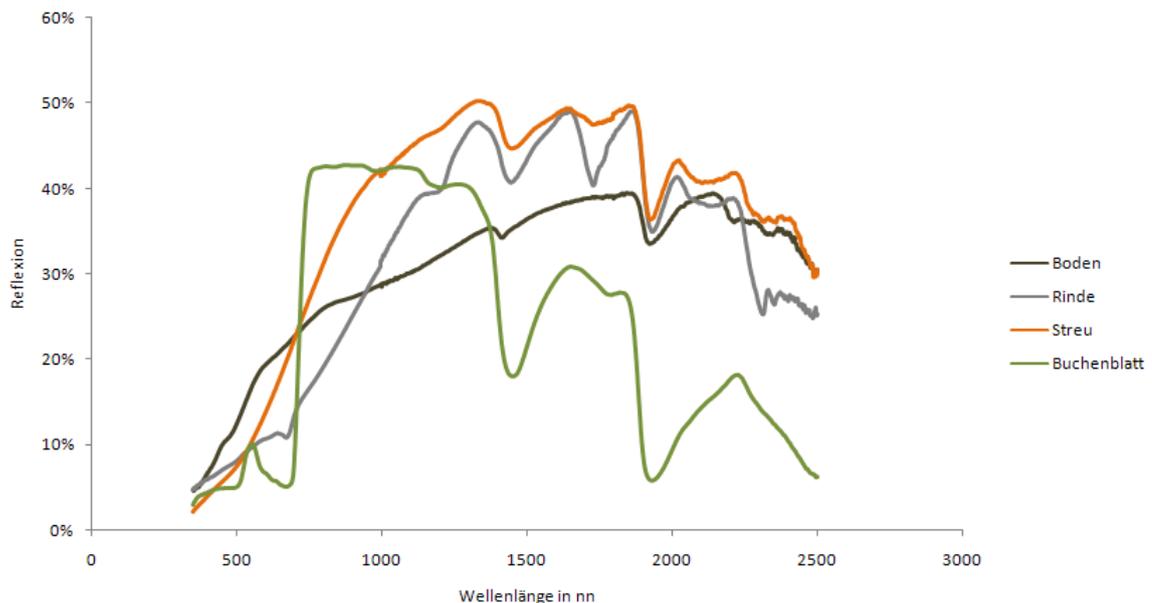


Abbildung 3.4: Anteile an einer spektralen Bestandssignatur in einem Buchenwald.

Die verschiedenen Hintergrundsignale tragen in unterschiedlichen Anteilen zur Gesamtreflexion eines Bestandes bei, wobei der Einfluss des Hintergrundsignals bei geringer Vegetationsbedeckung am stärksten ist (Huete, 1989).

3.1.2.2 Externe Einflussfaktoren

Neben den beschriebenen bestandspezifischen Parametern beeinflussen auch folgende externe Faktoren das über Sensorsysteme detektierbare spektrale Reflexionssignal von Wäldern:

1. Die Atmosphärenbedingungen, die zum Zeitpunkt der Aufnahme vorherrschen. Das am Sensor aufgezeichnete Signal wird zwar primär von den Reflexionseigenschaften

des beobachteten Vegetationsbestandes bestimmt, dieses wird aber überlagert durch den in Richtung Sensor gestreuten Anteil der diffusen Himmelsstrahlung und Anteile an der Umgebungsreflexion, welche ebenfalls durch Streuprozesse in das momentane Sichtfeld des Sensors geraten. Dies führt zu Modifikationen des Reflexionsspektrums und schwächt die charakteristischen Unterschiede in der Objektreflexion ab. Über eine Korrektur des am Sensor aufgezeichneten Signal kann die atmosphärenbedingte Beeinflussung beseitigt werden (Tanré et al., 1990).

2. In Abhängigkeit von Exposition und Hangneigung im jeweils beobachteten Waldbestand treten Beleuchtungsunterschiede auf, die sich auf die Intensität des am Sensor gemessenen Reflexionssignals auswirken und die Auswirkung des Signals erschweren können (Radeloff et al., 1997).

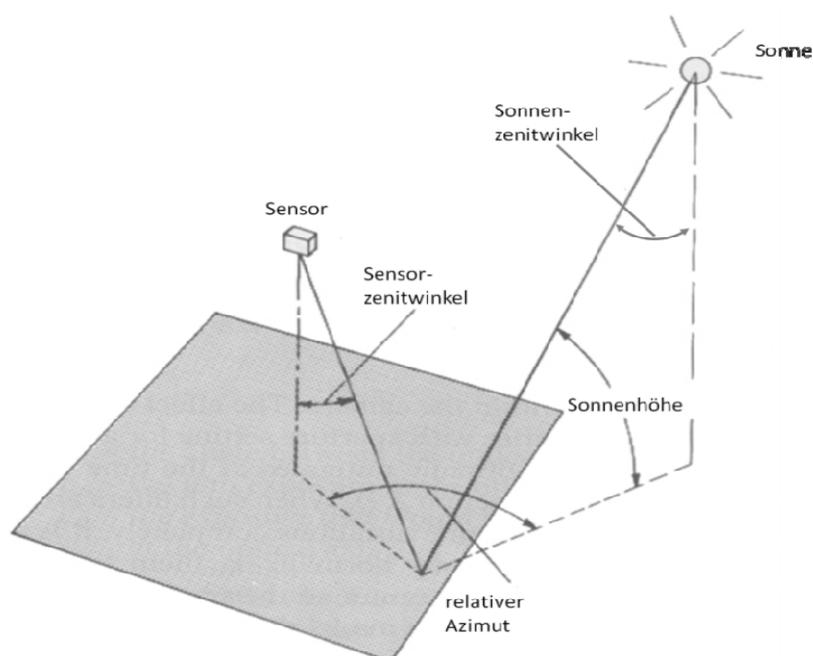


Abbildung 3.5: Definition des Sensor- und Sonnenzenitwinkels (Lillesand & Kiefer, 2000), verändert.

3. In Abhängigkeit von der Beobachtungs- und Beleuchtungsgeometrie treten Variationen im vom Sensor detektierbaren Reflexionssignal eines Vegetationsbestandes auf. Vegetationsbestände stellen keine perfekten lambertschen Strahler dar, so dass ihr bidirektionelles Reflexionssignal von der geometrischen Beziehung zwischen Sonnenstand und Sensorblickwinkel beeinflusst und ungleichmäßig in alle Richtungen reflektiert wird. Die Reflexionseigenschaften von Objektflächen lassen sich über die bidirektionale Reflexionsfunktion (BRDF) beschreiben. Diese ist abhängig von Sonnen-

zenit- und Sensorzenitwinkel sowie dem Azimutwinkel zwischen Sonne, Sensor und Beobachtungspunkt (vgl. Abbildung 3.5).

Während eines Messvorgangs kann nur der in Richtung Sensor reflektierte Anteil detektiert werden. Der momentane Sonnenstand bestimmt die Schattenanteile im Bestand, der Sensorblickwinkel bestimmt die Einsehbarkeit in den Bestand. Die Einsehbarkeit entscheidet, mit welchen Anteilen die verschiedenen Oberflächen im Bestand zur, vom Sensor messbaren, Gesamtreflexion beitragen (Guyot, 1990; Sanz et al., 1997).



Abbildung 3.6: Auswirkung der Beobachtungsgeometrie auf die Reflexion eines Schwarzkiefernbestandes. Links: Rückstreuung (Sonne im Rücken des Beobachters); Rechts: Vorwärtsstreuung (Sonne vor dem Betrachter) (Deering, 1994; Lucht et al., 2006).

Die Auswirkungen der Beobachtungsgeometrie auf das Reflexionssignal werden auch durch Abbildung 3.6 verdeutlicht. Im linken Teilbild steht die Sonne im Rücken des Beobachters. Die Kamera zeichnet im Hot Spot der Rückstreuung auf. Die Stärke der Rückstreuung im Hot Spot wird durch die LAD bestimmt. Deutlich ist das Fehlen von Schatten aus dieser Blickrichtung zu erkennen. Im rechten Teilbild befindet sich die Sonne vor dem Betrachter; die Schattenanteile überwiegen. Dabei befinden sich vor allem die zentralen Bereiche der Krone im Schatten, während deren Ränder

deutlich heller erscheinen. In diesen Bereichen kann Licht durch die Krone transmittieren (Lucht & Schaaf, 2006).

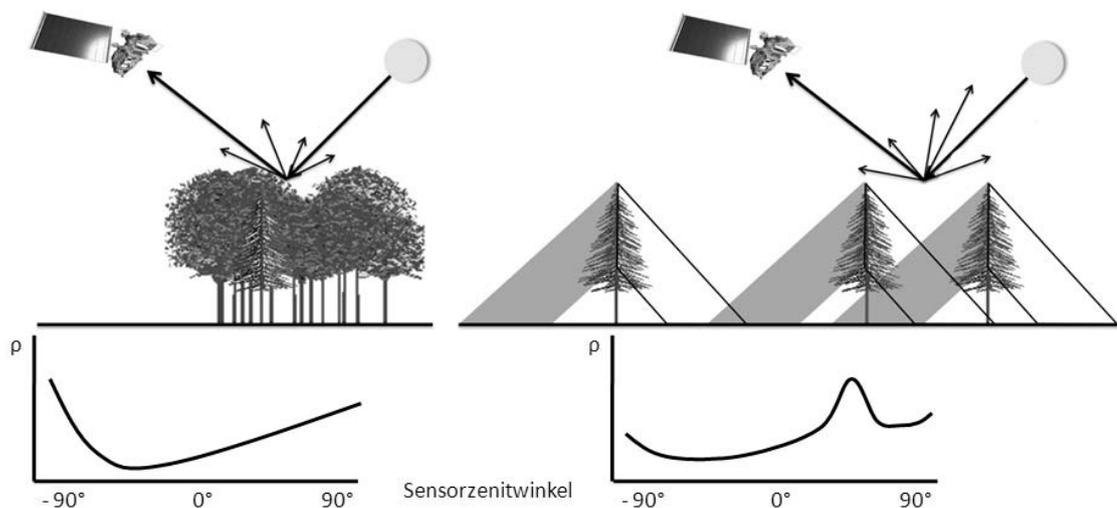


Abbildung 3.7: Ursachen für bidirektionelle Bestandsreflexion. Links: BRDF durch Volumenstreuung beeinflusst. Rechts: BRDF durch Bestandslücken und Schatten beeinflusst (Lucht, 2004, verändert).

In Abhängigkeit von Beleuchtungs- und Beobachtungsgeometrie und als Resultat der spezifischen Bestandsstruktur treten wellenlängenabhängig bidirektionelle Reflexionseffekte auf. Deren anteilige Verteilung (Bidirectional Reflectance Distribution Function BRDF) ist abhängig vom Sonnenstand und der Blickrichtung des Sensors zum Zeitpunkt der Aufnahme und wird verursacht durch die Bestands- und Kronenstruktur des beobachteten Waldes. Dabei lässt sich der Einfluss der Bestands- und Kronenstruktur auf die BRDF im Wesentlichen durch Bestandslücken, Schlagschatten und Rückstreuungseffekte erklären. Bestandslücken nehmen vor allem in vertikal strukturierten Beständen wie Nadelwäldern Einfluss auf die Verteilung der bidirektionalen Reflexion. Bei niedrigen Sensorzenitwinkeln sind für den Sensor vor allem die wenig beleuchteten Kronenteile sichtbar. Bei großem Sensorzenitwinkel werden vom Sensor überwiegend die gut beleuchteten Kronenteile beobachtet (vgl. Abbildung 3.7 rechts). Zusätzlich sorgen die Schlagschatten der Bäume dafür, dass bei niedrigem Sensorzenitwinkel nur geringe Reflexionsanteile in Richtung des Sensors gestreut werden. Die Effekte, die durch Schlagschatten und Bestandslücken entstehen, verursachen in ihrer Kombination, dass bei kleinen Sensorzenitwinkeln die niedrigsten Reflexionsanteile aufgezeichnet werden. Der größte Reflexionsanteil wird in Richtung der Beleuchtungsquelle gestreut und führt zu einem Hot-Spot-Effekt zwischen Nadirposition und großen Sensorzenitwinkeln (Deering et al., 1994; Lucht & Schaaf, 2006).

In geschlossenen Vegetationsbeständen (vgl. Abbildung 3.7 links) wird dagegen die Richtungsabhängigkeit der Reflexion hauptsächlich durch die komplexen Volumengestaltungen innerhalb des Vegetationsbestandes bestimmt. Zusätzlich werden die vorwärtsgestreuten Anteile durch spiegelnde Reflexion an der geschlossenen Kronenschicht erhöht.

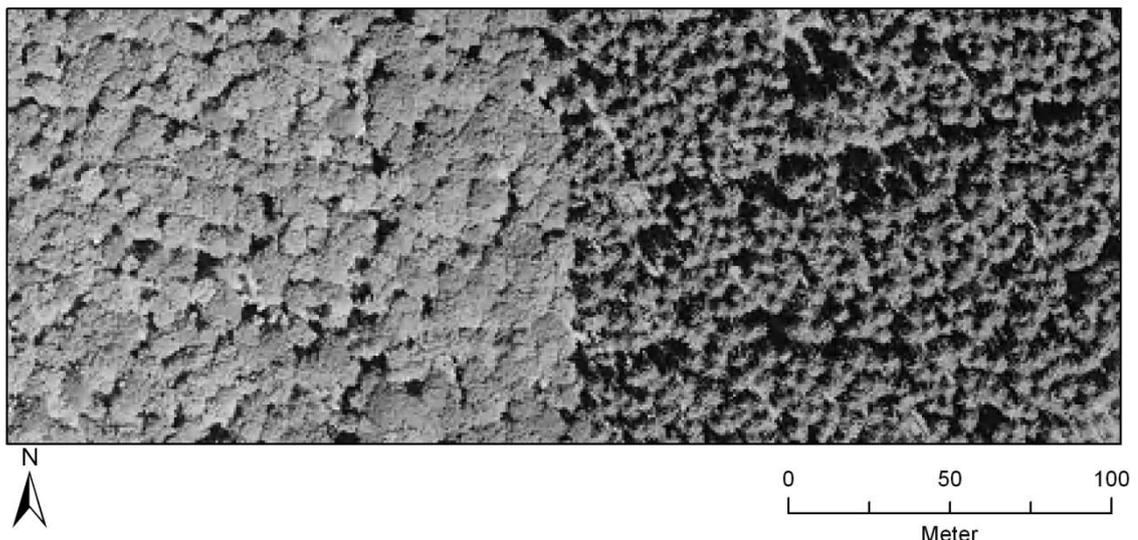


Abbildung 3.8: Unterschiedliche Beleuchtung und Beschattung in einem Laub- und einem Nadelwald.

3.1.2.3 Einflussfaktoren bei der Beobachtung naturnaher Wälder

Bei der Beobachtung von naturnahen Wäldern über flugzeug- oder satellitengestützten Sensorsysteme ergeben sich durch die heterogene Bestandszusammensetzungen und Altersstrukturen weitere Faktoren, die bei der Analyse von spektralen Reflexionssignalen eines Waldbestandes berücksichtigt werden müssen.

1. Die Baumartenzusammensetzung eines Bestandes nimmt Einfluss auf das Gesamtreflexionssignal. Zwar ist der charakteristische Verlauf der Reflexionssignatur von photosynthetisch aktiver Vegetation für alle Pflanzenarten gleich (vgl. Tabelle 3.1), dennoch sind in den verschiedenen Wellenlängenbereichen artspezifische Unterschiede zu beobachten. Diese werden durch Blattdicke, Blattaufbau, Wassergehalt und Zusammensetzung der Blattinhaltsstoffe verursacht (Gausman & Allen, 1973; Colwell, 1974; Williams, 1991).

Die Unterscheidbarkeit einzelner Baumarten in einem Bestand ist allerdings schwierig und ist, auf der Ebene von Einzelbäumen, nur durch terrestrische Erkundung oder durch Auswertung von kleinmaßstäbigen Luftbildern möglich. Aus der Sicht der operativen fernerkundlichen Sensorsysteme integriert sich das Signal der Einzelbäume zu allgemeinen Laub- und Nadelwaldklassen. Allerdings führt sowohl eine Erhöhung der geometrischen Auflösung, als auch der spektralen Auflösung zu einer detaillierteren Unterscheidbarkeit verschiedener Baumarten innerhalb eines Bestandes (Gong & Pu, 2001). Zwar unterscheiden sich die Reflexionssignaturen der meisten Baumarten, allerdings lassen sich charakteristische Laborspektren nicht auf die Bedingungen in naturnahen Wäldern übertragen. Einzelbäume einer Art unterscheiden sich in ihrem Kronenaufbau, Beleuchtungsunterschieden, Alter und Vitalität.

2. Das Alter (bzw. die Altersstufen) eines Bestandes bestimmt dessen Struktur und besitzt darüber starken Einfluss auf das Reflexionssignal. Dabei sind erhebliche Unterschiede in Beständen einer Altersklasse und Beständen mit heterogenen Altersklassen zu beobachten. Auch variiert das Reflexionssignal naturnaher, unbeeinflusst wachsender Wälder stark von dem bewirtschafteter und durchforsteter Wälder. Nilson & Peterson (1997) untersuchten über flugzeuggestützte Reflexionsmessungen und Reflexionsmodelle den Einfluss der Altersstruktur eines Bestandes auf das detektierbare Reflexionssignal. Sie konnten für die untersuchten Bestände einen stetigen Abstieg der Intensität des Reflexionssignales nachweisen, der bis zum Erreichen eines artspezifischen Sättigungsniveaus anhält. Dieses liegt für den roten Spektralbereich des sichtbaren Lichtes zwischen 20 und 40 Jahren und für das nahe Infrarot zwischen 60 und 80 Jahren. Die Autoren erklären diese Entwicklung durch die sich ändernde Bestandsstruktur, die sich ausbreitenden Kronen und den damit wachsenden Schattenanteil im Bestandsreflexionssignal. Vor allem während der ersten 20 bis 30 Jahre breiten sich die Kronen der jungen Bäume stark aus und verringern dadurch den Anteil des für den Sensor sichtbaren Bodens stetig. Dies führt zu einer Absenkung der Reflexionsintensität im Spektralbereich des sichtbaren Lichtes und somit zu einer Variation der Bestandsreflexion (Nilsson & Peterson, 1994).

Der beschriebene Einfluss der Alterszusammensetzung auf die Struktur eines Bestandes wird durch Abbildung 3.9 verdeutlicht. Für die beiden Baumarten Buche und Fichte zeigen Luftbildausschnitte das Bestandsbild in den Entwicklungsphasen Qualifizierung (Buche ca. 15 bis 40 Jahre; Fichte ca. 10 bis 30 Jahre), Dimensionierung (Buche ca. 40 bis 90 Jahre; Fichte ca. 30 bis 50 Jahre) und Reife (Buche ca. > 90 Jahre; Fichte ca. > 50 Jahre). Die überlagerte geometrische Auflösung der Sensorsysteme Landsat-TM, ASTER und SPOT-5 verdeutlicht die Fähigkeit der einzelnen Systeme die Strukturmerkmale abzubilden. Für die jeweilige Hauptbaumart und Entwicklungsphase charak-

teristische Reflexionssignaturen sind in Abbildung 3.10 angegeben. Die Spektralsignaturen wurden aus einer radiometrisch korrigierten ASTER-Satellitenbildszene abgeleitet. Der mit zunehmendem Alter steigende Anteil an Bestandslücken und beschatteten Kronen drückt sich bei der Fichte deutlich im Verlauf der Spektralsignatur aus.

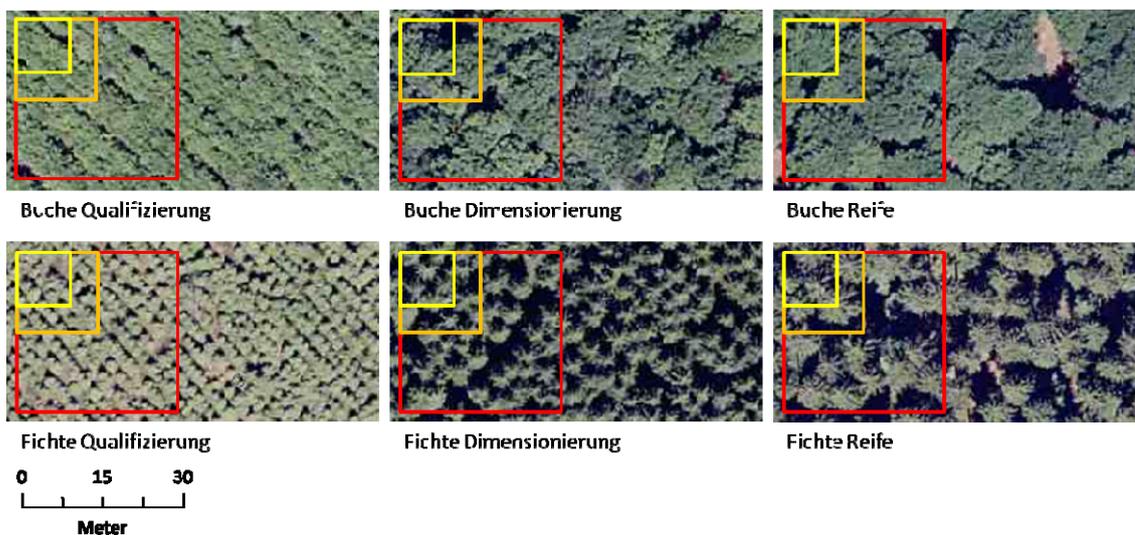


Abbildung 3.9: Einfluss der Alterszusammensetzung auf die Bestandsstruktur. Die Bildausschnitte sind von Quadraten überlagert, die die geometrische Auflösung der Sensorensysteme Landsat TM (rot), ASTER (orange) und SPOT-5 (gelb) verdeutlichen.

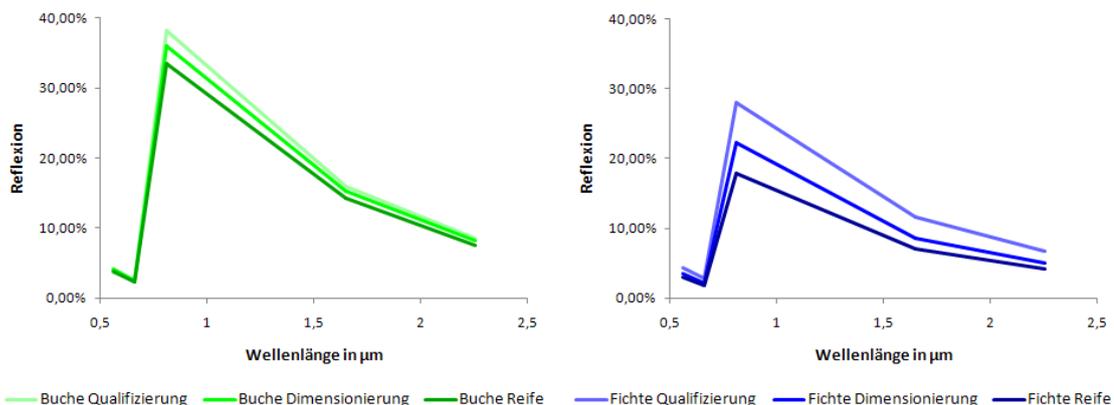


Abbildung 3.10: ASTER-Spektralsignaturen der Baumarten Buche und Fichte in den Entwicklungsphasen: Qualifizierung, Dimensionierung und Reife (Abgeleitet aus ASTER-Szene vom 26.06.2001).

3. Die phänologische Entwicklung eines Waldbestandes beeinflusst, über die unterschiedlichen Blattzustände und Entwicklungsphasen während der forstlichen Vegetationsperiode das jeweilige Bestandsreflexionssignal. Die Pflanzenphänologie beschreibt nach Schnelle (1955) (zitiert nach Fischer (1995)) die im Jahresablauf periodisch wiederkehrenden Wachstums- und Entwicklungserscheinung der Pflanzen. Die Blattentwicklung und die Seneszenz sind abhängig von klimatischen Bedingungen, der Tageslänge, unterscheiden sich aber auch in Abhängigkeit von Baumart und -alter (Schaber & Badeck, 2003; Wolfe et al., 2005).

Dabei sind für die fernerkundliche Beobachtung die Phänophasen Blattentfaltung, Blattverfärbung und Blattfall relevant. Durch die Wahl geeigneter Beobachtungszeitpunkte kann die Klassifikation einzelner Laubbaumarten anhand ihrer unterschiedlichen Phänophasen deutlich verbessert werden (Dymond et al., 2002; Puzzolo et al., 2003).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Reflexionssignal von Blättern bzw. Beständen ein erhebliches Informationspotential trägt, das über optische Fernerkundungssensoren erschlossen werden kann. Neben der direkten Ableitung von Information ermöglicht die Auswertung von Bestands- und Blattreflexionssignalen ebenso Rückschlüsse auf biochemische- und biophysikalische Parameter.

Allerdings ist es entscheidend, sämtliche bestandsinternen und externen Einflussfaktoren bei der Auswertung von optischen Satellitenbilddaten zu beachten und gegebenenfalls zu korrigieren. Auch lassen sich verschiedene Informationen, wie z. B. Baumart, nur über die multiphänologische Kombination verschiedener Aufnahmen sicher erheben.

Ein fundiertes Wissen über die Interaktion von Strahlung, Blättern, Bestand sowie der Aufnahme- und Beleuchtungsgeometrie aber auch der phänologischen Entwicklungen und Bestandsstrukturen sind Voraussetzung um optische Fernerkundungsdaten optimal aufzubereiten und analysieren zu können.

3.2 Einsatzmöglichkeiten von Fernerkundungstechniken für forstliche Anwendungen

Durch die Notwendigkeit der Erfassung neuer Inventurparameter und die innovativen Methoden der Fernerkundung eröffnen sich umfassende Möglichkeiten der interdisziplinären Zusammenarbeit. Allerdings stoßen die neuen Methoden und Ansätze auch auf Skepsis und Unverständnis. Für die Fernerkundung ist es daher wichtig, auch die Sicht der forstlichen Praxis auf den operationellen Einsatz von fernerkundlichen Methoden zur Unterstützung der Forstinventur und des Waldmonitorings zu berücksichtigen und der verbreiteten Skepsis mit realistischen Darstellungen der Möglichkeiten, aber auch Grenzen der fernerkundlichen Ansätze zu begegnen.

Nachfolgend soll kurz ein Überblick über die unterschiedlichen Bewertungen der Methoden der Fernerkundung aus Sicht der forstlichen Praxis gegeben werden, um anschließend die Anwendungsmöglichkeiten der Fernerkundung auf verschiedenen Ebenen darzustellen.

Trotz ständiger Weiterentwicklungen sowie Veröffentlichung neuer Methoden, Studien und Erfahrungsberichten, erfüllt die Fernerkundung nicht immer die in sie gesteckten Erwartungen. Artikelüberschriften wie „TOY or TOOL—Fernerkundung aus dem Weltraum: Spiel- oder Werkzeug für die Forstwirtschaft?“ (Hildebrandt, 1987) oder „Will Remote Sensing Live Up to Its Promise for Forest Management?“ (Wynne & Carter, 1997) dokumentieren die intensiven, über Jahrzehnte andauernden Diskussionen, die sich zwischen Anbietern und Anwendern, Befürwortern und Skeptikern entwickelt haben.

Dem Einsatz von Fernerkundungstechniken in der Forsteinrichtung, Forstvermessung und Forstkartierung stehen vielfach auch das Misstrauen und die Skepsis der forstlichen Praxis gegenüber. Schon Hildebrandt (1987) geht auf dieses Hindernis ein und tritt der Befürchtung entgegen, Methoden der Fernerkundung könnten terrestrische Aufnahmen ersetzen oder sogar überflüssig machen. Er betont vielmehr, dass ein Einsatz von Satellitenbildern stets durch terrestrische Feldbegehungen ergänzt werden sollte (Hildebrandt, 1987).

Gegen einen operativen Einsatz von Methoden der Fernerkundung sprechen, dass oftmals die Genauigkeiten von thematischen Karten für die forstliche Praxis nicht ausreichen, die räumliche oder spektrale Auflösung zur Trennung von einzelnen thematischen Klassen zu gering sei und die Möglichkeit der stereoskopischen Auswertung fehlt (Kätsch, 1998; Koch & Fritz, 1998).

Nachteilig ist auch die Tatsache, dass trotz der Vielzahl an operationellen Sensorsystemen die Verfügbarkeit von Daten für eine bestimmte Region und während einer bestimmten Zeitspanne nicht gesichert ist. So dokumentieren Köhl und Brassel (1998), dass es nach dem Start des ersten Landsat-Satelliten insgesamt 10 Jahre dauerte, bis die Schweiz durch drei aufeinanderfolgende Szenen komplett abgedeckt war.

Weitere Probleme ergeben sich durch unterschiedliche Definitionen zur Waldabgrenzung, die in der forstlichen Praxis auf quantitativen Kriterien wie Waldbreite oder Überschirmungsgrad bestimmt werden und über Luft- und Satellitenbilder nicht mit derselben Genauigkeit festgelegt werden können (Eisele & Lucaschewski, 1999; Stürmer, 2004).

Ein Kritikpunkt ist auch die Qualität und der Maßstab der aus Fernerkundungsdaten bereitgestellten Forstkarten, die nicht dem gewohnten Standard entsprechen. Auch können nicht alle Bestandsparameter, die bei der terrestrischen Inventur erhoben werden, aus Satellitenbilddaten abgeleitet werden (Hyypä et al., 2000).

In Reaktion auf Großschadensereignisse wie Waldbrände, Windwürfe und Insektenkalamitäten wird die schnelle Ableitung von Schadenskarten über Fernerkundungsdaten von der forstlichen Praxis als Vorteil anerkannt (Durrieu & Deshayes, 1994). Falls Satellitenbilddaten in hoher räumlicher Auflösung verfügbar sind, werden diese auch als kostengünstige Alternative zu herkömmlichen Luftbildkarten akzeptiert, die allerdings meist der rein visuellen Auswertung dienen (Coenradie et al., 1999).

Terrestrische Inventurmethode sind darauf optimiert, Informationen über Holzressourcen zu liefern. Um in deren Ergänzung auch die benötigten Daten zur Berichtspflicht im Zuge nationaler und internationaler Biodiversitätskonventionen zu erheben, werden fernerkundliche Methoden als bedingt geeignet angesehen (Kändler, 2005; Brändil et al., 2007).

Die Sensorcharakteristik von operationellen Sensorsystemen nähert sich immer mehr den geometrischen und spektralen Auflösungen an, die von der forstlichen Praxis gefordert werden. Der Einsatz von Satelliten, die täglich hochauflösende multispektrale Daten bereitstellen sowie das wachsende Angebot von flugzeuggestützten Aufnahmesystemen werden zukünftig die Probleme bei der zeitnahen Erhebung von Bilddaten lösen (Hyypä et al., 2000). Die sich daraus ergebenden potentiellen Anwendungsfelder werden schon seit Ende der 1990er ausführlich diskutiert, wobei besonders die Möglichkeiten der Einbindung von Satellitenbildern in großräumige wald- und landschaftsökologische Untersuchungen, die Analyse von Waldwachstumsprozessen sowie Entwicklungsstudien anhand von Zeitreihen aus Satellitendaten hervorgehoben werden (Kätsch, 1998).

Allerdings werden auch in Zukunft nicht alle Bestandsparameter über Satellitendaten zu erfassen sein; wie auch satellitengestützte Waldinventuren ohne aktuelle terrestrische Referenzdaten nicht möglich sind. Daher ist es entscheidend, für eine effiziente Verknüpfung von terrestrischer Inventur und fernerkundlichen Methoden zu sorgen.



Abbildung 3.11: Überblick über Einsatzmöglichkeiten von Fernerkundungstechniken auf globaler, regionaler und lokaler Ebene.

Die Einsatzmöglichkeiten von Fernerkundungstechniken in der Forstwirtschaft sollen nachfolgend nach globaler, regionaler und Bestandsebene gegliedert und erläutert werden.

3.3 Anwendungsmöglichkeiten auf kontinentaler und globaler Ebene

Die Beobachtung von globalen Stoff- und Energiekreisläufen (Wasser, CO₂, Energie) macht eine genaue Kenntnis der räumlichen Ausdehnung und Entwicklung von Wäldern auf kontinentaler und globaler Ebene nötig. Ebenso erfordern internationale Klimaschutzprotokolle Maßnahmen zur Bekämpfung der Desertifikation, Natur- und Waldschutzprogramme (United Nations Food and Agriculture Organization Forest Resource Assessment; United Nations Framework Convention on Climate Change; Land Use, Land Use Change and Forestry; Kyoto-Prozess, Montréal-Prozess) das globale Monitoring von Wäldern (Goward & Dye, 1997; Scholes & Noble, 2001; McRoberts & Tomppo, 2007).

Speziell für Anwendungen auf globaler und kontinentaler Ebene steht eine Reihe von Sensorsystemen zur Verfügung (NOAA AVHRR; OrbView-2, SPOT-Vegetation, Modis), die große Ausschnitte der Erdoberfläche erfassen können, hohe zeitliche Wiederholungsraten besitzen und für wissenschaftliche Anwendungen kostenlos zur Verfügung stehen (Goward & Dye, 1997; Czaplewski, 1999). Eine wichtige Basisinformation sind dabei Informationen zum Zustand von Wäldern, besonders über ihre räumliche Ausdehnung (Franklin, 2001; Boyd & Danson, 2005; McRoberts & Tomppo, 2007) und Änderungen in der Waldbedeckung über einen bestimmten Zeitraum (Murchoney & Haack, 1994; Hayes et al., 2008). Oftmals verfügen Entwicklungsländer nicht über die Möglichkeiten, Grundlagendaten über den Zustand ihrer Wälder zu erheben. Daher schlägt Teuber (1990) den Einsatz von NOAA-AVHRR Daten zur Durchführung von großräumigen Erstinventuren vor.

Viele Studien konzentrieren sich auf die Untersuchung der fortschreitenden Abholzung der Tropenwälder, die sich in ihrem Ausmaß und in ihrer Entwicklung über die letzten Jahrzehnte nur über Zeitreihen aus Satellitenbilddaten verfolgen und dokumentieren lassen (Miles et al., 2006; Hansen et al., 2008). Durch Ausnutzung der umfangreichen Datenarchive der operationellen Sensorsysteme NOAA AVHRR, Landsat und SPOT ist eine weltweite Kartierung der Zerstörung der Tropenwälder und auch die Untersuchung der Fragmentierung der Lebensraumtypen in diesem Ökosystem möglich wie Skole und Tucker (1993) und Archard et al. (2002) in ihren Studien aufzeigen.

Als globale CO₂-Senken sind auch die ausgedehnten borealen Wälder und die Mangrovenwälder der Tropen von Interesse, die über terrestrische Inventuren nicht erfasst werden können (Ramírez-García et al., 1998; Bucha & Stibig, 2008). Giri et al. (2008) können in ihrer Studie die Dynamik der Mangrovenwälder im Indischen Ozean zwischen 1975 und 2005 mit Hilfe von Landsat-TM Daten dokumentieren.

Am Beispiel Finnland stellt Tomppo (2000) eine Methode zur Berechnung des in den Wäldern gespeicherten Kohlenstoff-Äquivalentgehaltes vor, um diesen in nationalen Berichten zum Treibhausgashaushalt zu verwenden.

Durch ihre unmittelbaren Auswirkungen auf Landschaftswandel und Atmosphärenzusammensetzung werden Waldbrände als eines der kritischsten Elemente der globalen Umweltveränderungen betrachtet. Nur auf kontinentaler bzw. globaler Ebene ist es möglich, die Vielzahl der weltweit auftretenden Waldbrände zu erfassen und den dadurch entstehenden Verlust an Waldfläche festzustellen. Zum Einsatz kommen dabei vor allem die Systeme NOAA AVHRR und MODIS, die über die große räumliche Abdeckung, die tägliche Verfügbarkeit und ihrer spektralen Auflösung für diesen Zweck ideale Beobachtungssysteme darstellen (Boschetti et al., 2008; Chuvieco et al., 2008; Hawbaker et al., 2008).

3.4 Anwendungsmöglichkeiten auf regionaler Ebene

Einhergehend mit den stetigen Weiterentwicklungen von Aufnahmesystemen, der Anpassung und Neuentwicklung von Auswertelgorithmen sowie der besseren Verfügbarkeit von Daten operativer Sensorsysteme, haben sich vor allem auf regionaler Ebene in den letzten dreißig Jahren verschiedenste Anwendungsmöglichkeiten für Methoden der Fernerkundung in der Forstinventur und beim Forstmonitoring ergeben (Czaplewski, 1999; Wulder & Franklin, 2007). Neben den Informationen, die für eine nachhaltige Bewirtschaftung der Wälder erforderlich sind, müssen durch Waldinventuren Daten für folgende Anwendungsfelder bereitgestellt werden: Anteil am globalen CO₂-Kreislauf, Gesundheits- und Vitalitätszustand des Ökosystems, biologische Vielfalt, sozioökonomische Funktion der Wälder (Köhl, 2003).

3.4.1 Kartierung von Waldflächen

Eine grundlegende Einsatzmöglichkeit auf regionaler und überregionaler Ebene stellt die flächenscharfe Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen dar. So grundlegend und einfach die Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen auf den ersten Blick erscheinen mag, so entscheidend ist die präzise Kenntnis der Waldfläche, da sie in die Berechnung sämtlicher flächenbezogener Zielgrößen eingeht und so ein entscheidendes Schlüsselmerkmal der Waldinventur darstellt. Auch dient die exakte Kartierung von Wald- und Nichtwaldflächen in vielen Auswertelgorithmen als Grundlage für eine weitere Klas-

sifizierung in Hauptbaumarten und Wuchsklassen. Ein weiteres großes Anwendungsfeld bildet die Bewertung der zeitlichen Dynamik von Waldflächen in Folge natürlicher oder anthropogener Einflüsse. Dabei hängt die Güte der Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen vor allem von der geometrischen Auflösung des verwendeten Sensorsystems, der räumlichen Lage und Verteilung der Wald- und Nichtwaldflächen und dem spektralen Kontrast zwischen diesen Flächen ab (Boyd & Danson, 2005).

In vielen Klassifikationsansätzen stellt die flächenscharfe Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen den ersten Schritt der Prozessierungskette dar. Die erreichten Genauigkeiten liegen, unabhängig von genutztem Sensor und Untersuchungsgebiet, in den meisten Fällen um 90%. Die verwendeten Sensorsysteme und Klassifikationsstrategien können allerdings sehr variieren. So setzen Keil et al. (1990), während einer Machbarkeitsstudie zum Einsatz von Fernerkundungsdaten bei der Kartierung von Waldschäden, ein einfaches Schwellenwertverfahren bei multitemporalen Landsat-TM Daten ein. Schardt (1998) erzielte bei seinen Versuchen der Wald- und Nichtwaldkartierung in Ost-Österreich mit Hilfe von multitemporalen Satellitenbilddaten der Sensorsysteme Landsat-TM und SPOT, Gesamtgenauigkeiten von bis zu 97%. Dagegen beruht die von Koch et al. (2003) eingesetzte regelbasierte Klassifikation auf der Zuordnung der Bildpixel durch eine hierarchische Aneinanderreihung von Einzelentscheidungen. Die erreichten Genauigkeiten dieser Methode bei Anwendung auf Daten des Satellitensystems IRS-1D (Indian Remote Sensing Satellite 1D) liegen bei etwa 93%. Haapanen et al. (2004) setzten einen k-nearest-Neighbor-Klassifikator bei der Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen auf der Basis von Landsat-TM und ETM+ Daten. Die Gesamtgenauigkeiten lagen, für ein Untersuchungsgebiet von rund 30.000 km², zwischen 87% und 91% (Schardt, 1998; Koch et al., 2003; Haapanen et al., 2004).

3.4.2 Kartierung von Baumarten und Altersklassen

Eine weit größere Herausforderung stellt die Klassifikation von Waldbeständen nach Hauptbaumarten und Altersklassen dar. Methodenentwicklungen sowie die Einführung und Verfügbarkeit verschiedener Sensorsysteme sollen nachfolgend in ihrer ungefähren zeitlichen Abfolge dokumentiert werden, um so einen besseren Überblick über aufeinander aufbauende Ansätze, Neuerungen und Techniken zu vermitteln.

Mit der Verfügbarkeit der Satellitenbilddaten der Landsat-Reihe ab 1972 ergaben sich neue Anwendungsmöglichkeiten auf regionaler Ebene, die schnell auch von Forst-

wissenschaftlern für erste experimentelle Inventuren und zum Kartieren von Schadensereignissen eingesetzt wurden (Coleman et al., 1990; Mika, 1997). Bereits (1980) nutzte Walsh Landsat-MSS Daten um sieben verschiedene Nadelbaumklassen und fünf weitere Landnutzungsklassen voneinander zu trennen. In einem Untersuchungsgebiet mittlerer Größe mit ca. 400 km² erreichte er eine Gesamtgenauigkeit von über 88%. Eine Vielzahl weiterer Studien beschreibt die ersten Erfolge mit Landsat-MSS Daten und dokumentiert die Erwartungen aus Sicht der Forstwirtschaft, die an den geplanten Landsat Theamtic Mapper gestellt wurden (Bryant et al., 1980; Nelson et al., 1984; Peterson et al., 1986). Die bessere räumliche und spektrale Auflösung sowie der zusätzliche Kanal im mittleren Infrarot führten zu erheblichen Verbesserungen des Klassifikationsergebnisses und zu einer Erhöhung der spektral unterscheidbaren Informationsklassen (Horler & Ahern, 1986). Coleman et al. (1990) versuchten über Landsat-TM-Daten vier verschiedene Kiefernarten in jeweils sieben Altersklassen zu trennen. Obwohl die Kiefern in plantagenartiger Monokultur gepflanzt waren, konnten die vier Arten über die Satellitendaten nicht getrennt werden. Dagegen konnten die sieben Altersklassen der Kiefern mit einer Gesamtgenauigkeit von rund 60% klassifiziert werden.

Klassifikationsverfahren auf Multispektraldaten wurden erfolgreich zur Unterscheidung von Nadel- und Laubwäldern eingesetzt z.B. (Nelson, 1985; Hill et al., 1995; Schlerf et al., 2003). Neben den vielen experimentellen Studien in kleinen bis mittleren Testgebieten, wurde von Bauer et al. (1994) eine satellitengestützte Inventur von Waldflächen im Nordwesten von Minnesota auf einer Fläche von fast 40.000 km² durchgeführt. Ziel war die Trennung von sechs verschiedenen Baumarten und fünf anderen Oberflächentypen als potentielle Unterstützung der nationalen Forstinventur durch den U.S. Forest Service. Methodisch wurden von Bauer et al. (1994) eine Tasseled Cap Transformation (Christ & Cicone, 1984) sowie Vegetationsindizes eingesetzt. Die über unüberwachte und überwachte Klassifikationstechniken erreichten Genauigkeiten liegen trotz der Größe des Untersuchungsgebietes um 75%.

In den 1990er Jahren sorgte die stetige Weiterentwicklung bestehender Sensorsysteme und die damit verbundenen Verbesserungen in räumlicher und spektraler Auflösung sowie die Ankündigung von innovativen Sensorsystemen privater Betreiber, für steigende Erwartungen und die Suche nach weiteren Einsatzmöglichkeiten in der forstlichen Inventurpraxis (Wulder, 1998; Coenradie et al., 1999).

In diesem Zusammenhang wurden von Marceau et al. (1994b) die Auswirkungen von Skalierungseffekten in der Fernerkundung auf den Informationsgehalt eines Bildelementes und die draus resultierende Änderungen in der Klassifikationsgenauigkeit untersucht. Die gewählte Maßstabsebene, die durch den jeweiligen Sensor bestimmt wird, entscheidet in der Fernerkundung darüber, welche Art und Qualität an In-

formation aus den Daten abgeleitet werden kann (Irons et al., 1985; Chavez, 1992). Speziell abgestimmt auf die Anforderungen bei der spektralen Trennung von Baumarten und Waldtypen, führten Marceau et al. (1994) ihre Untersuchung für simulierte Bodenauflösungen von 5 m, 10 m, 20 m und 30 m durch. Als Gütemaß diente die spektrale Varianz innerhalb der thematischen Klassen, die in ihrer Studie mit zunehmender Bodenauflösung abnimmt. Bei der Anwendung auf die einzelnen Baumarten- und Waldtypenklassen zeigte sich eine starke Variabilität in der spektralen Unterscheidbarkeit einzelner Klassen. Diese Erkenntnis nutzen Marceau et al. 1994 im zweiten Teil ihrer Studie, um für 14 verschiedene Nadelbaum- und Altersklassen die jeweils optimale räumliche Auflösung zur Unterscheidung auf Basis von Satellitenbilddaten zu ermitteln. Diese liegen zwischen 2,5 m und 21,5 m. Nach ihren Erkenntnissen hängt eine maximale Klassifikationsgenauigkeit von einer optimalen Bodenauflösung ab. Durch ihre Arbeiten ermöglichen Marceau et al. (1994) ein neues grundlegendes Verständnis des Einflusses von strukturellen Merkmalen auf das Spektalsignal in Waldökosystemen in Abhängigkeit des zur Beobachtung eingesetzten Sensors und seiner räumlichen Auflösung. Dieses Verständnis kann wiederum helfen, den Einsatz von Fernerkundungsdaten in der operationellen Forsteinrichtung zu optimieren. Zusätzlich lassen sich für verschiedene forstliche Anwendungsbereiche die Anforderungen an die verfügbaren Sensorsysteme untersuchen (Marceau et al., 1994a; Marceau et al., 1994b).

Kritisch beleuchtet wurden die erreichten Gesamtgenauigkeiten bei satellitengestützten Waldinventuren von Wolter et al. (1995). Die Autoren verweisen auf die relativ kleinen Untersuchungsgebiete vieler Studien und die räumliche Homogenität der Verteilung der untersuchten Baumarten innerhalb dieser Gebiete (z.B. erreichten Shen et al. (1985) in einem 23 km² großen Untersuchungsgebiet eine Gesamtgenauigkeit von über 84% bei der Klassifikation von fünf Baumarten). Wolter et al. (1995) suchen in ihrer Studie Klassifikationsstrategien für den operativen Einsatz von satellitengestützten Waldinventuren. Entscheidende Bedeutung messen sie dabei der multitemporalen bzw. multiphänologischen Auswertung von Satellitenbilddaten bei. Über diese multiphänologische Auswertung (fünf Landsat MSS und TM Szenen, zu unterschiedlichen Jahreszeiten aufgenommen) und einer Kombination von Maximum Likelihood und wissensbasierter Klassifikation konnten sie in einem Untersuchungsgebiet von über 28.000 km² 13 verschiedene Baumarten mit einer Gesamtgenauigkeit von 80% trennen. Die Autoren unterstreichen durch ihre Arbeit besonders die Bedeutung der optimalen, auf die spezifische Phänologie der beobachteten Baumarten angepassten, Aufnahmezeitpunkte der einzelnen Satellitenbilddaten. Vor allem dem multiphänologischen Ansatz messen sie hohe Bedeutung bei, ermöglicht dieser doch eine Trennung verschiedener Laubbaumarten, die über die Analyse von einzelnen Satellitenbildern nicht klas-

sifiziert werden können. Für eine verbesserte Klassifikation ist allerdings nicht nur die Berücksichtigung weiterer Satellitenbilddaten im Zuge einer multitemporalen Auswertung entscheidend, sondern vielmehr deren Abstimmung auf die spezifische phänologische Entwicklung der zu untersuchenden Baumarten und Waldtypen (Wolter et al., 1995).

Der Vorteil von multitemporalen, bzw. multiphänologischen Daten bei der satellitengestützten Waldinventur gegenüber der Auswertung von Satellitenbildern eines Aufnahmezeitpunktes wird auch durch die Arbeiten von Radeloff et al. (1997), Key et al. (2001), Gemmel et al. (2001) und Dymond (2002) diskutiert und bewertet.

Auch in Deutschland wurden für kleine und mittlere Untersuchungsgebiete Studien zur satellitengestützten Waldinventur erfolgreich abgeschlossen. Durch eine multitemporale Auswertung und den Einsatz von thematischen Zusatzinformationen konnten von Schardt & Winter (zitiert bei Hildebrandt, 1987) für ein Untersuchungsgebiet von rund 5200 ha Größe fünf Waldtypen in drei unterschiedlichen Altersklassen mit Genauigkeiten zwischen 84% und 100% klassifiziert werden.

Im thematischen Kontext der Forstinventarisierung ist vor allem der 1991 von E. Tomppo entwickelte Ansatz der „Multi-source National Forst Inventory“ anzuführen, der in Skandinavien seit Beginn der 1990er Jahre erfolgreich operationell eingesetzt wird. Dieses Inventurverfahren stützt sich auf eine speziell für forstliche Belange entwickelte Methodik, die terrestrisch erhobene Stichprobendaten mit Satellitenbilddaten, Reliefinformationen sowie topographischen und thematischen Kartendaten verknüpft. Über eine Extrapolation von Waldstichprobendaten auf Basis von Satellitenbildsignaturen werden bestandesweit Inventurdaten (Baumart, Alter, Bestandsdichte, Grundfläche, Holzvorrat) abgeschätzt (vgl. Abbildung 3.12). Der dazu eingesetzte nicht-parametrische, multivariate k-nearest-neighbour-Algorithmus besitzt gegenüber konventionellen Klassifikationsansätzen den Vorteil, dass keine Ausgabe in eine festgelegte Anzahl diskreter Klassen erfolgt, sondern ein mehrkanaliges Ausgabenbild berechnet wird, dessen Kanäle jeweils die Informationen zu einem der extrapolierten Bestandsparameter enthalten. Als großer Vorteil dieser Methode gilt die gleichzeitige pixelweise Schätzung aller eingehenden Bestandsparameter (u.a. Baumart, Alter, Holzvorrat). Der langjährige operative Einsatz hat aber auch Schwächen des Ansatzes aufgezeigt. So reduzieren sich die erreichten Genauigkeiten z.B. für Baumarten oder Holzvorrat erheblich, wenn das Untersuchungsgebiet sehr große Flächen umfasst, heterogen aufgebaut ist oder mehrere Vegetationszonen einschließt (Katila & Tomppo, 2001; Tomppo & Halme, 2004; McRoberts & Tomppo, 2007).

Franco-Lopez et al. (2001) testeten den k-NN Ansatz in einer umfangreichen Studie in einem 16.000 km² großen Untersuchungsgebiet in Minnesota. Die Autoren untersuch-

ten die Ergebnisse der Klassifikation mit klassischen Genauigkeitsmaßen und geben die erreichte Gesamtgenauigkeit für die 13 untersuchten Waldtypen mit 50% bis 55% an. Entscheidend ist ihre Bewertung der erreichten Genauigkeit. Die relativ niedrigen Werte lassen sich auf die hohe Anzahl von Waldtypen im Untersuchungsgebiet und den starken Einfluss der Topographie auf das Reflexionssignal zurückführen. Unabhängig von diesen Genauigkeitsmaßen betonen die Autoren die Stärken des k-NN-Klassifikators, besonders die Einfachheit dieses Ansatzes, die Möglichkeit der direkten Kombination von Waldtypenkartierung und Vorratsschätzung sowie die Option, thematische und topographische Daten aus den unterschiedlichsten Quellen zu kombinieren (Franco-Lopez et al., 2001).

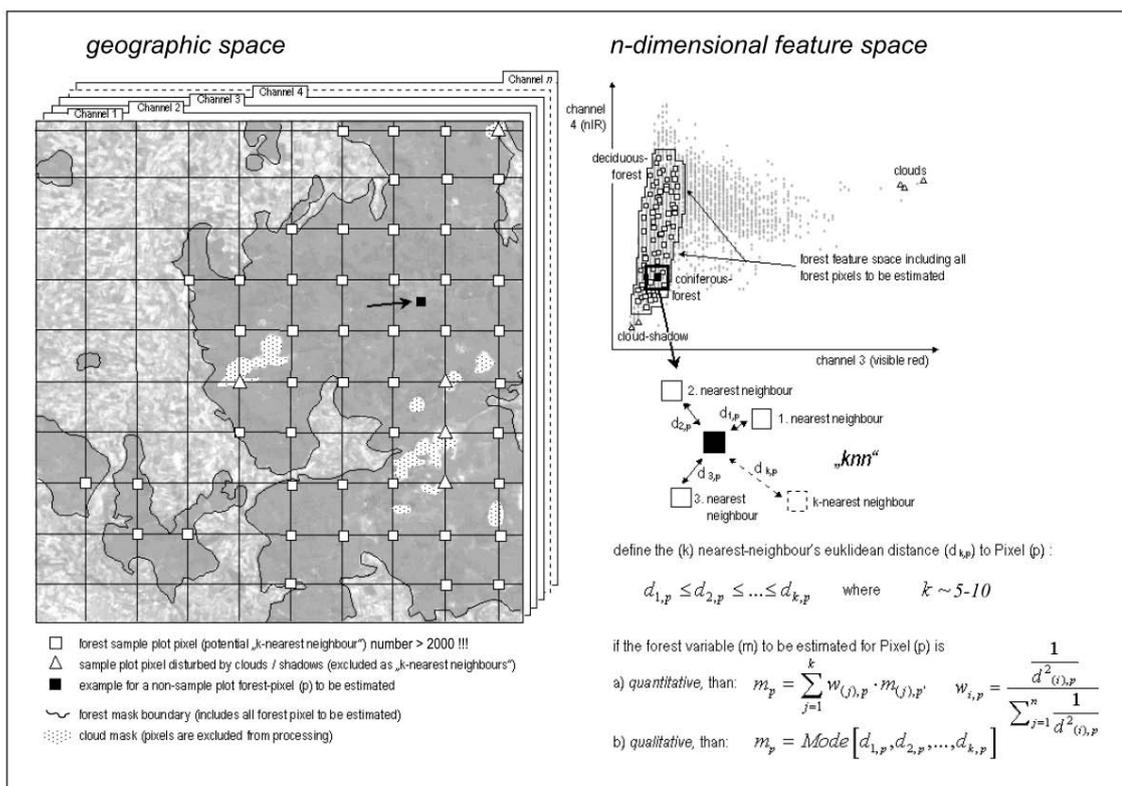


Abbildung 3.12: Verfahrensdiagramm zum kNN-Algorithmus als Teil der Multiquellen-Waldinventur. Quelle: (Diemer et al., 2000).

Als Voraussetzung für einen erfolgreichen operativen Einsatz des kNN-Verfahrens führen die Autoren die exakte räumliche Verortung der terrestrischen Stichprobenpunkte und deren ausreichende Anzahl an. Die Stichprobenpunkte müssen darüber hinaus alle im jeweiligen Untersuchungsgebiet vorkommenden Waldtypen und deren Variationen in Bestandsstruktur, Bestandsalter und Bestandsdichte durch repräsentative Grundgesamtheiten abbilden (Franco-Lopez et al., 2001).

Der Erfolg der k-NN-Methode führte zu Weiterentwicklungen bzw. Abwandlungen des Klassifikations-Algorithmus. So vergleicht der *most similar neighbor* Ansatz von Moer und Stage (1995) nicht die Charakteristiken einzelner Stichprobenpunkte sondern die von gesamten Beständen oder Flächen.

Ohmann und Gregory (2002) führen den *gradient nearest neighbor* ein, der vor der eigentlichen Nearest-Neighbor-Klassifikation eine Stratifizierung des Untersuchungsgebietes vornimmt und so eine bessere Berücksichtigung von Klima- und Höhengradienten erlaubt. Darüber sollen die angesprochenen Schwächen der Methode in heterogenen Gebieten und beim Vorherrschen mehrerer Vegetationszonen kompensiert werden.

Weitere Verbesserungen bei der Kartierung von Baumarten und Altersklassen wurden ab Mitte der 1990er vor allem durch innovative Techniken in der Datenaufbereitung und Datenverarbeitung erreicht. So vergleichen Koch et al. (1993) unterschiedliche Bildverarbeitungsalgorithmen zur Unterscheidung von fünf Laub- und Nadelwaldklassen; auch hier konnten z.T. hohe Genauigkeiten von bis zu 90% erreicht werden.

Darvishsefat et al. (2004) analysieren die Vorteile der neuen SPOT-5-Satellitenbilddaten für die forstliche Fernerkundung und zeigen neue Perspektiven in der Kartierung von Waldflächen auf.

Zhang et al. (2004) nutzen den *short-wave vegetation index* (SWVI) und change-detection-Techniken in Verbindung mit Forstinventurdaten und Informationen über historische Waldbrände, um Bestandesalter abzuleiten. Die Berücksichtigung von Flächen, die durch Waldbrände verjüngt wurden, ermöglicht die Schätzung von Bestandsaltern auch in Gebieten, für die keine Forstinventurdaten verfügbar sind (Fraser & Li, 2002).

Die Beziehungen von verschiedenen Altersklassen zu den einzelnen Spektralbereichen wurden auch von Muukkonen und Heiskanen (2005) systematisch untersucht. Über nichtlineare Regressionsanalysen und den Einsatz von neuronalen Netzen analysierten sie die Zusammenhänge zwischen verschiedenen Forstinventurgrößen und den Spektralkanälen des ASTER-Sensorsystems. Dabei stellten sie fest, dass der Spektralbereich zwischen 0,76 und 0,86 μm die höchste Korrelation zum Bestandsalter aufweist.

Für den Einsatz in der Waldkartierung bieten sich auch innovative Klassifikationsverfahren wie beispielsweise regel- und objektbasierte Klassifikationen oder der Einsatz von Neuronalen Netzen an. In den Arbeiten von Friedl und Brodley (1997) sowie Koch et al. (2003) werden die Vorteile der objektbasierten Klassifikation vorgestellt.

Neuronale Netze als Klassifikationsmethoden für Waldflächen oder anderer Oberflächentypen setzen beispielsweise Benediktsson et al. (1990), Wilkinson et al. (1995), Murthy et al. (2003) und Udelhoven et al. (2003) ein.

Xian et al. (2002) stellen in ihrer Studie den Einsatz von Entscheidungsbäumen und Regressionsbäumen zur Unterscheidung von acht verschiedenen Baumarten und zur Abschätzung der durchschnittlichen Bestockungsdichte in den untersuchten Beständen vor. Sie erreichten dabei Genauigkeiten von bis zu 65%.

Als alternatives Klassifikationsverfahren bietet sich die spektrale Mischungsanalyse an, die eine subpixel-Abschätzung von vorhandenen Oberflächenmaterialien und somit Inventurgrößen erlaubt. Beschreibung und Anwendung von spektralen Mischungsanalysen finden sich z.B. bei Radeloff et al. (1997), Hostert et al. (2003) und Hill et al. (2004).

Fortschritte in der Sensortechnik und Entwicklung von Methoden zur Kartierung von Baumarten und Waldtypen beschränken sich nicht nur auf optische Sensorsysteme. So wurden Radartechniken zum Kartieren unterschiedlicher Waldtypen erfolgreich eingesetzt, unter anderem von Wu und Linders (2000) und Wu und North (2001).

Unter Ausnutzung dreidimensionaler Strukturinformation zeigen Wegmüller und Werner (1995) das Potential von SAR-Interferometrie zur Kartierung von Waldtypen und zum witterungsunabhängigen Monitoring von Wäldern. Einen umfassenden Überblick über den Einsatz von Radartechniken für forstwissenschaftliche und forstwirtschaftliche Anwendungen gibt Balzter (2001).

Das Potential von Sensorsystemen mit niedriger geometrischer Auflösung, aber täglicher Verfügbarkeit, wird beispielsweise durch die Arbeit von Blackard et al. (2008) verdeutlicht, die MODIS-Komposite und Forstinventurdaten zur landesweiten Schätzung von Biomasse in den U.S.A. einsetzten. Durch den Einsatz von MODIS-Daten konnten für die gesamten U.S.A die wichtigsten phänologischen Zeitpunkte (beginnen der Blattaustrieb, volle Blattentwicklung und Entlaubung) bei den Analysen zur Biomasseschätzung und zur optimalen Unterscheidung von Waldtypen genutzt werden.

3.4.3 Einsatz von fernerkundlichen Methoden in nationalen Forstinventuren

Nationale Forstinventuren dienen dem Monitoring von großen Waldflächen und als Grundlage der strategischen Planung über die bestehenden Ressourcen. Zu diesem Zweck wird über ein meist regelmäßiges Raster eine große Anzahl an terrestrischen Stichproben erhoben. Innerhalb des Inventurverfahrens werden fernerkundliche Methoden eingesetzt, um den Stichprobenumfang und damit die Kosten zu reduzieren (Dahm et al., 1996).

Auch bieten Satelliten- und Luftbilder die Möglichkeit, punktuell erhobene Bestandsparameter wie Bestockungsgrad, Bestandsgröße, Baumhöhen, Baumarten, Alter und Holzvorrat flächendeckend abzuleiten. Andere Parameter, beispielsweise Bestandsstruktur, Stammschäden oder Totholzanteil, können nicht direkt aus den Fernerkundungsdaten ermittelt werden (Tomppo, 1997; Köhl & Brassel, 1998; McRoberts & Tomppo, 2007).

McRoberts und Tomppo (2007) fassen zum Einsatz von Fernerkundung zur Unterstützung von nationalen Forstinventuren folgende Punkte zusammen:

- Fernerkundung erlaubt eine schnelle und kostengünstige Erfassung von einigen Bestandsparametern
- Bei der Inventur großer Flächen kann die Genauigkeit durch den Einsatz von Luft- und Satellitendaten deutlich erhöht werden.
- Falls auf Bestandesebene keine Informationen verfügbar oder terrestrische Inventuren nicht möglich sind, können Inventurparameter mit akzeptabler Genauigkeit aus Satellitenbilddaten abgeleitet werden.
- Durch den Einsatz der Fernerkundung ist die Erstellung von thematischen Forstkarten, mit den für viele Anwendungen benötigten flächenhaften Informationen möglich.

Trotz vieler erfolgreicher Studien in unterschiedlichen Untersuchungsgebieten und Ökosystemen, die das Potential fernerkundlicher Methoden für die Forstwirtschaft belegen, finden diese nur langsam Eingang in die operationellen Arbeiten der nationalen Forstinventuren. Als großes Problem hat sich die Anpassung von, in kleinen Untersuchungsgebieten erfolgreich eingesetzten Methoden, auf sämtliche naturräumliche Einheiten eines Landes ergeben. Ebenso eignen sich nur wenige Ansätze für den Einsatz auf ausgedehnten Flächen. In dieser Konsequenz begann die intensive Suche nach Techniken, die standardisierte landesweite Waldinventuren erlauben (Luther et al., 2002; Labrecque et al., 2003).

Eine etwas andere Strategie des Einsatzes von Satellitenbilddaten in nationalen Forstinventuren beschreibt Varjo (1996). Aus der Notwendigkeit der Forstwirtschaft heraus, ihren Datenbestand möglichst aktuell zu halten, haben Waldwachstumsmodelle Eingang in die forstliche Betriebsplanung gehalten. Über diese und andere empirische Ansätze kann der Datenbestand unter Annahme eines natürlichen, ungestörten Wachstums fortgeschrieben werden. Durchforstungsmaßnahmen werden direkt nach ihrer Durchführung in die Datenbank aufgenommen und bei der weiteren Modellierung berücksichtigt. Unberücksichtigt bleiben dagegen Schadereignisse und Änderungen in der Bestandsstruktur bzw. Baumartenzusammensetzung bei nicht

durchforsteten Beständen. Auch ist das System darauf angewiesen, dass alle forstwirtschaftlichen Pflegemaßnahmen gewissenhaft dokumentiert werden.

In diesem Kontext schlägt Varjo (1996) den Einsatz von Satellitenbilddaten zur Überprüfung der über Wachstumsmodelle fortgeschriebenen Inventurdaten vor. Über bestandsweise durchgeführte Diskriminanzanalyse multitemporaler Landsat-Satellitenbilddaten können Veränderungen in der Bestandsstruktur oder Bestandszusammensetzung festgestellt werden. So identifizierte Bestände werden im nächsten Arbeitsschritt terrestrisch begangen und die festgestellten Inventurdaten mit den automatisch, über Wachstumsmodelle fortgeschriebenen Informationen abgeglichen. Durch den Einsatz der Wachstumsmodelle und deren Kontrolle über Satellitenbilddaten ist ein effizienter und zielgerichteter Einsatz von Personal- und Sachressourcen möglich. Die Anzahl der Bestände, die terrestrisch untersucht werden musste, umfasste während einer angenommenen 10-jährigen Inventurperiode nur ein Drittel der Gesamtbestände (Varjo, 1996).

In einem ähnlichem Zusammenhang verwenden Holmström et al. (2002) den kNN-Algorithmus zur Aktualisierung von alten Bestandsinformationen unter Verwendung von Landsat-TM-Satellitenbilddaten für ein 3100 km² großes Untersuchungsgebiet in Zentralschweden.

Eine von Referenzdaten unabhängige Erhebung von Waldstrukturdaten über Luftbilder wurde von Schnoklake und Akça (1998) durchgeführt. Die Autoren versuchen in ihrer Studie, Haupt- und Nebenbaumarten und die Altersstruktur von Beständen im Kleinstprivatwald aus Farbinfrarot-Luftbildern visuell zu kartieren. Während die Unterscheidung der einzelnen Baumarten relativ sicher durchgeführt werden kann, ist eine Ausweisung von Altersstufen nur in groben Stufen möglich. Die Bereitstellung von genaueren und weiteren Waldstrukturdaten kann nach den Autoren nur über luftbildunterstützte terrestrische Verfahren gewährleistet werden (Schnoklake & Akça, 1998).

Zur Unterstützung der Bundeswaldinventur schlagen Koch et al. (1998) den Einsatz von aus Satellitenbilddaten abgeleiteten thematischen Waldkarten zur Poststratifizierung der terrestrisch erhobenen Stichprobendaten vor. Dieses Konzept würde nach den Autoren eine Reduktion des Schätzfehlers erlauben und böte, durch die Reduktion der nötigen terrestrischen Stichprobenpunkte, Möglichkeiten zur Kostenreduktion (Koch et al., 1998).

Unter den fernerkundlichen Methoden, die Einsatz in nationale Forstinventuren gefunden haben, hat sich als „Quasistandard“ das von E. Tomppo eingeführte Multiquellen-Inventurverfahren (Multi-source Forest Inventory) etabliert. Dieses verknüpft terrestrisch erhobene Stichprobendaten mit Satellitenbildern sowie topographischen und

thematischen Informationen. Über eine Extrapolation von Waldstichprobendaten auf Basis von Satellitenbildsignaturen können für jeden Bestand Inventurgrößen abgeschätzt werden. Mit Hilfe des, im vorangehenden Kapitel beschriebenen k-nearest-neighbour Algorithmus, wird dabei ein Ausgabebild mit mehreren Ebenen erzeugt; jede Bildebene enthält die flächendeckende Information zu einer Inventurgröße (Tomppo, 1997; Katila & Tomppo, 2001). Die kNN-Methode wird operationell und erfolgreich in den nationalen Forstinventuren von Finnland (Tomppo & Halme, 2004), Schweden (Nilsson, 2002) und den U.S.A. (Franco-Lopez et al., 2001; McRoberts et al., 2002) eingesetzt.

In Deutschland wurde das kNN-Verfahren während der Landeswaldinventur 1999 in Nordrhein-Westfalen erfolgreich eingesetzt und aus Landsat-TM Daten Forstübersichtskarten (Maßstab 1:50.000 und 1:500.000) mit akzeptabler Genauigkeit abgeleitet, die zum Einsatz in der forstlichen Planung und zur forstpolitischen Entscheidungsfindung geeignet sind. Grundlage des Inventurverfahrens in Nordrhein-Westfalen bildeten 9158 Stichprobenpunkte, die die Bestandscharakteristik der heterogenen Wälder beschreiben. Deren exakte Verortung ist entscheidend für die anschließende Extrapolation der erhobenen Inventurdaten über die Satellitenbilder (Tomppo & Pekkarinen, 1997; Diemer, 1999).

Stürmer und Köhl (2005) nutzen das kNN-Verfahren zur Kartierung von Grundfläche und Totholz im Tharandter Wald in Sachsen und empfehlen die Methode zur Integration in Klassifikationsverfahren zur Waldinventur.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass über das Multiquellen-Inventurverfahren für große und mittlere Flächen Inventurdaten und Informationen über Forstressourcen abgeleitet werden können. Auf Bestandsebene reicht die Genauigkeit der Daten allerdings nicht aus, um Eingang in die Forstmanagement Praxis zu finden (Trotter et al., 1997; Kilpeläinen & Tokala, 1999; Mäkelä & Pekkarinen, 2001).

3.4.4 Einsatz von fernerkundlichen Methoden zur Kartierung von Waldschäden

Ein breites Anwendungsspektrum für Luft- und Satellitenbilddaten sowie Methoden der Fernerkundung stellt die Kartierung von Waldschäden dar, um nach Schadensereignissen durch Waldbrände (Fuller, 2000), Windwurf (Steinmeier et al., 2002), Trocknis (Deshayes et al., 2006), Schneebruch (Olthof et al., 2004) oder Insektenkatastrophen (Radeloff et al., 1999) schnell einen Überblick über das Ausmaß der Schädigungen zu erhalten sowie die weitere Entwicklung auf den betroffenen Flächen zu ver-

folgen. Im Gegensatz zu terrestrischen Untersuchungen können über fernerkundliche Methoden großflächige Schäden standardisiert erfasst werden.

Für die Bekämpfung von Insektenkalamitäten ist die schnelle Identifikation befallener Bestände entscheidend, um Gegenmaßnahmen zielgerichtet einzusetzen und abgestorbene Bäume zu verwerten. Über Satellitenbilddaten können entlaubte Bestände innerhalb von großen Untersuchungsräumen zeitnah erkannt und die Informationen darüber an die Forstverwaltungen vor Ort weitergeleitet werden. Gleichzeitig bieten die Daten die Möglichkeit, über ganze Regionen die Entwicklungs- und Ausbreitungsdynamik von Insektenkalamitäten zu verfolgen und damit wichtige Grundlageninformationen zu sammeln und Vorhersagen für die weitere Ausbreitung zu treffen (Luther et al., 1997).

Nach Sturmwurfereignissen müssen die geschädigten Bestände zeitnah erfasst und das Ausmaß der Schäden kartiert werden. Oftmals sind in Folge der Stürme die betroffenen Waldgebiete nicht mehr voll zugänglich, so dass die Auswertung von Luft- und Satellitenbildern erforderlich wird. Als Alternative zu den kostenintensiven und kleinmaßstäbigen Luftbildern, spielen Satellitenbilddaten verschiedenster Sensoren und Auflösungen eine immer größere Rolle. Dabei rücken besonders die witterungsunabhängigen, vollpolarimetrischen, interferometrischen SAR-Systeme im L-Band ins Zentrum des Interesses. Allerdings eignen sich Satellitenbilddaten nur für schnelle Übersichtskartierungen. Für detaillierte Abbildungen von Schadflächen unter einem Hektar Flächengröße werden operationell nur Luftbilder mit manueller Interpretation genutzt (Steinmeier et al., 2002).

Mit dem Auftreten von neuartigen Waldschäden seit Mitte der 1970er Jahre bemüht man sich, um deren systematische Beobachtung und Dokumentation der Entwicklung. Bei den neuartigen Waldschäden handelt es sich um Komplexkrankheiten, die vor allem durch direkte Einwirkungen von Luftschadstoffen über die Krone verursacht werden (Hildebrandt, 2001). Die Kartierung der betroffenen Bestände durch Untersuchung des Kronenzustandes wurde zunächst nur über terrestrische Stichprobenverfahren vorgenommen. Im Zuge nationaler und internationaler Programme zur Waldzustandsüberwachung wurden Dauerbeobachtungsflächen eingerichtet, über die, nach einem einheitlichem Aufnahmeschema, flächenrepräsentative Informationen über Waldzustand und Waldentwicklung erhoben werden. Die hohen Kosten der terrestrischen Kartierungen und die Möglichkeit der flächendeckenden Analyse von Wäldern führte zu zahlreichen Studien, die die Möglichkeiten der Waldzustandsüberwachung und der Waldschadenserhebung über Satellitenbilddaten untersuchten (Landauer & Voß, 1989).

3.5 Anwendungsmöglichkeiten auf Bestandsebene

Über die Ableitung von strukturellen und biochemischen Parametern auf Bestandsebene können Informationen über den qualitativen Zustand der Wälder erhoben und Grundlagendaten für ein Ressourcenmanagement bzw. die Holzverwertung bereitgestellt werden. Biophysikalische Parameter wie Baumhöhe, Brusthöhendurchmesser, Kronenstruktur und Bestandsgrundfläche sind entscheidend für die Abschätzung von Holzvorrat und Biomasse eines Einzelbaumes oder Bestandes und damit wichtige Informationen für die nachhaltige Bewirtschaftung von Wäldern (Boyd & Danson, 2005). Darüber hinaus steigt der Informationsbedarf durch neue Aufgaben des Forstmanagement im Rahmen des Natur- und Landschaftsschutzes sowie der Bewahrung der soziökonomischen Funktionen des Waldes, stetig an. Daten über Biomasse, Blattfläche, horizontale Ausdehnung des Bestandes, den physiologischen Status, die Biodiversität eines Bestandes, den Zustand von unterständigen Bäumen, dem Vorkommen seltener Arten, der jährlichen Entwicklung, der Reaktion auf Stressfaktoren, der Nährstoffversorgung und vieles mehr, werden zur Planung, Entwicklung und Bewirtschaftung sowie zum Schutz von Waldökosystemen benötigt. Die terrestrische Erhebung dieser Informationen ist zeit-, personal- und kostenintensiv, so dass bei der Entwicklung neuer, angepasster Inventurverfahren auch Methoden der Fernerkundung von Interesse sind (Pitt et al., 1997).

Die Forderung der Forstwirtschaft nach präzisen, detaillierten, räumlich hochaufgelösten und bestandspezifischen Daten führt zur intensiven Studien, um über fernerkundliche Methoden die benötigten Informationen zu akzeptablen Kosten bereitzustellen (Franklin et al., 2000). Auch über die Forstwirtschaft hinaus besteht Bedarf an exakten Informationen über strukturelle und biochemische Bestandsparametern. Für die Modellierung von Ökosystemprozessen, den Austauschprozessen zwischen Atmosphäre und Biosphäre sowie dem Kohlenstoffkreislauf werden Eingangsparameter benötigt, die die Struktur von Vegetationsbeständen charakterisieren (Hall et al., 1995). Über aus multi- und hyperspektralen Daten ableitbare Variablen lassen sich Parameter für Prozessbeschreibungen auf Ökosystemebene finden.

Für die optische Fernerkundung stellt die Ableitung von strukturellen bzw. biophysikalischen Parametern eine besondere Herausforderung dar, da keine direkte physikalische Beziehung zwischen diesen und dem analysierten Fernerkundungssignal besteht. Durch die enge Korrelation mit anderen Bestandsvariablen, wie beispielsweise dem Blattflächenindex, können die gesuchten biophysikalischen Parameter über empirisch-statistische Methoden geschätzt oder über physikalisch basierte Bestandsreflexionsmodelle ermittelt werden (Danson & Curran, 1993; Chen et al., 2002). Diese

Ansätze eignen sich vor allem für bewirtschaftete Bestände, die eine geringe Varianz in Baumart und Altersstruktur aufweisen. Für diese Bestände gilt eine enge Beziehung zwischen Bestandsstruktur, waldbaulichen Maßnahmen, Kronenvolumen und -struktur und fernerkundlich erfassbarer Spektralsignatur (Franklin et al., 2003).

Zur Bewertung der Entwicklung von Wäldern, der Beobachtung von Nährstoffkreisläufen und zur Abschätzung der Produktivität werden in der forstlichen Forschung Waldwachstumsmodelle eingesetzt, zu deren wichtigsten räumlichen Eingangsdaten der Blattflächenindex (die einseitige Blattoberfläche pro Grundfläche) und die biochemische Blattzusammensetzung zählen. Beide Variablen sind für größere Flächeneinheiten terrestrisch nur schwer zu messen. In zahlreichen Studien bemühen sich Wissenschaftler daher, Techniken zu deren Abschätzung aus fernerkundlichen Daten zu entwickeln, wobei vor allem der LAI im Zentrum des Interesses steht. Seit Mitte der 1980er Jahre werden die Zusammenhänge zwischen dem Blattflächenindex, der Bestandsstruktur, der Variabilität während der phänologischen Entwicklung und der standortabhängigen räumlichen Variabilität gesucht (Peterson et al., 1987; Bonan, 1993; Song & Woodcock, 2002).

Um die von der forstlichen Praxis und zur Modellparametrisierung in der forstlichen Forschung benötigten detaillierten bestandsspezifischen Informationen abzubilden, gewinnen spektral- und geometrisch hochauflösende Hyperspektralsysteme immer weiter an Bedeutung. Bereits (1998) zeigen Martin et al. das Potential von Hyperspektralsystemen bei der Unterscheidung von 11 verschiedenen Baumarten. Lee et al. (2004) und Schlerf et al. (2005) verdeutlichen in ihren Studien die Vorteile von Hyperspektraldaten gegenüber breitbändigen Multispektraldaten zur Ableitung von strukturellen Forstbestandsparametern.

Für den Erhalt der Schutzfunktion von Wäldern sowie für die Ausweisung und das Monitoring von Naturschutzgebieten in Waldökosystemen sind die räumliche Erfassung dieser Flächen, die Kartierung ihres Zustands und die Dokumentation von Veränderungen nötig. Satellitenfernerkundung erlaubt die Bereitstellung dieser Informationen, ohne die Naturschutzgebiete durch terrestrische Untersuchungen zu stören (Backhaus et al., 2000).

Sell (2006) konnte über den Einsatz von geometrisch hochaufgelösten Ikonos-Daten räumliche Indikatoren ableiten, die sich zur Bewertung des Zustandes von Waldhabitaten eignen, die Zunahme an Waldfläche feststellen, eine Unterscheidung von naturnahen und bewirtschafteten Flächen erlauben, die Fragmentierung naturnaher Bestände bewerten und die räumlichen Distanzen zwischen einzelnen Beständen messen. Über diese Indikatoren kann die Biodiversität von Waldökosystemen unter Berücksichtigung der umgebenden Landschaft analysiert werden.

Der erfolgreiche Einsatz hochauflösender Fernerkundungssensoren in einer kleinräumig strukturierten deutschen Mittelgebirgslandschaft im Sinne eines detaillierten Waldmonitorings wird z.B. durch eine Studie des Landesforstpräsidiums Sachsen in Zusammenarbeit mit dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt am Beispiel des Erzgebirges belegt (Landesforstpräsidium Sachsen 2002).

4 Charakterisierung des Untersuchungsgebietes

Ziel der vorliegenden Studie ist die Entwicklung eines Klassifikationsansatzes für die operationelle satellitengestützte Waldinventur großflächiger Gebiete. Zu diesem Zweck wurde als Untersuchungsgebiet die landschaftlich und strukturell heterogene Mittelgebirgsregion der Osteifel ausgewählt. Das Kernuntersuchungsgebiet in der Osteifel umfasst die Forstämter Adenau, Ahrweiler, Gerolstein, Hillesheim, Daun, Cochem und Zell (vgl. Anhang 5:1). Zusätzlich wurden bei der Bearbeitung verfügbare Informationen der benachbarten Forstämter: Koblenz, Wittlich, Bitburg und Trier genutzt. Damit beträgt die Größe des Untersuchungsgebietes rund 5200 km², was rund einem Viertel der rheinland-pfälzischen Landesfläche entspricht. Etwa 2080 km² (42%) des Untersuchungsgebietes sind bewaldet. In Anbetracht der naturräumlichen Gestaltung, der Lage und der Variabilität der Landschaft stellt die Osteifel einen idealen Untersuchungsraum mit unterschiedlichsten Standortbedingungen dar. Es finden sich große zusammenhängende Waldgebiete, die neben naturnahen Waldgesellschaften auch artifizielle Fichtenmonokulturen enthalten.

Die heutige Verteilung und Zusammensetzung der Wälder ist dabei Ergebnis einer sozioökonomischen Überprägung der natürlichen Waldökosysteme und muss deshalb über eine Betrachtung der waldgeschichtlichen Entwicklung analysiert werden.

4.1 Waldgeschichtliche Entwicklung

Die Waldentwicklung in der Eifel ist Ergebnis einer jahrtausendelangen dynamischen Entwicklung. Ursprünglich waren vor allem klimatische Faktoren bestimmend für die großräumige Verbreitung von Waldgesellschaften. Bodeneigenschaften und Morphologie sorgten dabei für regionale und lokale Differenzierungen. Jahrhundertelange anthropogene Einflussnahme haben die natürliche Verteilung und Zusammensetzung der Waldgesellschaften in der Eifel nachhaltig verändert.

Um die derzeitige Waldverbreitung, die Artenzusammensetzung sowie die unterschiedlichen Besitzstrukturen und Bewirtschaftungsarten zu erklären, ist es notwendig, die waldgeschichtliche Entwicklung der Eifel nachzuvollziehen. Nachfolgend werden

kurz die wichtigsten Entwicklungen in der Wald- und Forstgeschichte der Eifel vorgestellt.

Umfangreiche pollenanalytische Untersuchungen dokumentieren die Vegetationsgeschichte der Eifel seit dem Holozän. Mit dem Subatlantikum (500 v. Chr.) begann die „Buchenzeit“ in der Eifel, mit der Rotbuche als dominierende Baumart. Dabei werden für die montane Stufe reine Buchenwälder angenommen, während für die submontane Stufe Eichen- und Buchenwälder nachgewiesen werden können (Straka, 1953; Schwind, 1986a).

Seit der römischen Besiedlung des Mosel- und Rheintals sind schriftliche Geschichtsquellen und Reiseberichte überliefert, die auch detaillierte Landschaftsbeschreibungen enthalten. Dabei gehört die heutige Eifel zu der „*silva arduenna*“ der römischen Schriftsteller (Cäsar, Tacitus, Plinius), die ein Waldgebiet von den heutigen Ardennen bis zum Rhein umfasst. Neben der Beschreibung der vorherrschenden Baumarten (vor allem Buche und Eiche) gehen die Autoren in ihren Berichten sogar auf einzelne Baumriesen ein und beschreiben Wuchs und Umfang. Hinweise geben auch Eichenholzfunde in ehemaligen römischen Brunnen und Brückenkonstruktionen, die bis zu 400 Wuchsringe zeigen. Insgesamt kann die Eifel zu Beginn der römischen Ära als Naturlandschaft betrachtet werden, die an ihren Randgebieten und im Bereich der Kalkeifel dünn besiedelt war. In Siedlungsbereichen und Zentren der Eisengewinnung wurde vermutlich eine niederwaldartige Waldbewirtschaftung praktiziert, um den Nutz- und Brennholzbedarf zu decken (Wenzel, 1962; Cüppers, 1986).

Während der Zugehörigkeit zum römischen Imperium nahm die Waldfläche in der Eifel zugunsten von Siedlungen, Militäranlagen und landwirtschaftlichen Nutzflächen kontinuierlich ab. Auch hatten die römischen Großstädte Trier, Mainz und Köln einen enormen Holzbedarf. Die römische Verwaltung unterschied bereits zwei wichtige Arten der Waldnutzung. Zum einen den Staatswald „*silva*“, zum anderen den als Waldweide genutzten „*nemus*“. Diese Blütezeit für die Region wird im vierten Jahrhundert eindrucksvoll durch den Lobgesang „*Mosella*“ von Decimus Magnus Ausonius dokumentiert, der auch wieder detaillierte Landschaftsbeschreibungen enthält (Cüppers, 1986).

Mit dem Einsetzen der Völkerwanderungen ab 400 n. Chr. kam es zu einer massiven Entvölkerung der Eifel und einer damit verbundenen Wiederbewaldung des Kulturlandes. Bis zur fränkischen Landnahme im fünften Jahrhundert dauert diese Phase an und führt zu einer Rückversetzung der Eifel in eine Naturlandschaft, die mit einer maximalen Verbreitung der Buche einhergeht. Vor allem während der karolingischen Rodungsphase (ab 1000 n. Chr.) kam es zu Siedlungsneugründungen und damit verbunden, zu Zerteilung und Auslichtung der bis dahin weitgehend geschlossenen Waldflächen (Wenzel, 1962; Schwind, 1997).

Seit dem Mittelalter bildet der Wald einen wichtigen Teil des bäuerlichen Wirtschaftsraumes. Neben Bau- und Brennholz dient er auch der Futtermittelversorgung der Nutztiere und als Streulieferant. Dies führte zu einem deutlichen Anstieg des Anteils an Eichen in den Wäldern der Eifel, die zum einen begehrtes Bauholz lieferten, zum anderen unverzichtbar als Fruchtbaum bei der Schweinemast waren. Zusätzlich führte die in der Eifel weit verbreitete Rottwirtschaft, eine Form des Wald-Feldbaus, zu einer Zurückdrängung der Buchen zugunsten von ausschlagfreudigeren Baumarten (Küster, 2001).

Bei der Rottwirtschaft fand im Frühjahr eine Rodung von Waldflächen statt, bei der die Bäume bis auf den Stock gefällt wurden. Die Wurzeln verblieben im Boden. Das gewonnene Holz wurde zum Teil im Frühsommer verbrannt und die gewonnene Asche als Dünger auf die eingeschlagenen Flächen ausgebracht. In den so vorbereiteten Boden konnte im Spätherbst Wintergetreide eingebracht werden. Im Folgejahr war noch der Anbau einer anspruchslosen Feldfrucht, wie beispielsweise Buchweizen, möglich. Nach zweijähriger Nutzung war der Boden allerdings erschöpft und wurde brach gelassen. Die im Boden verbliebenen Wurzeln der Bäume konnten erneut ausschlagen und sich ein Niederwald entwickeln. Nach 15 bis 30 Jahren war die Fläche erneut nutzbar (Wenzel, 1962; Schöller, 2002).

Eine zweite für die Eifel typische Wirtschaftsform ist die Schifferwirtschaft. Durch diese periodische Brennkultur findet eine Umgestaltung des Naturraums vom Wald- zur Heidelandschaft statt. Dabei wird im Frühjahr der Wald einschließlich der Baumwurzeln gerodet. Durch Verbrennung von Teilen des Holzes wird Asche gewonnen, die als Dünger auf die gerodete Fläche ausgebracht werden kann. Nach der landwirtschaftlichen Nutzung der Fläche liegt der Boden während einer Regenerationszeit brach. Da sämtliche Wurzelstöcke entfernt sind, kann sich kein Niederwald entwickeln. Vielmehr entsteht auf den nährstoffarmen Flächen eine Heidelandschaft, die als Schafweide genutzt wird. Nach 15 bis 20jähriger Brachzeit wird die Heide abgeplaggt bzw. abgeschiffelt. Dabei werden Rasensoden mit einer Hacke abgetrennt und zum Trocknen liegen gelassen. Die getrockneten Soden werden im Spätsommer verbrannt und die Asche als Dünger auf die bearbeiteten Flächen ausgebracht (Wenzel, 1962; Schöller, 2002).

Die beschriebenen Wirtschaftsformen sorgten zusammen mit der intensiven Waldnutzung bereits für die Entstehung großer Heideflächen in der Eifel. Mit dem Aufblühen der Eisenindustrie ab dem 16. Jahrhundert wurde die Holznutzung in der Eifel noch einmal erheblich intensiviert. Der enorme Bedarf an Holzkohle der Montanindustrie und an Pottasche in der Glasindustrie führte zu großflächigen Schlagblößen in der Eifel. Zusätzlich verhinderten Waldweide und Rottwirtschaft eine natürliche Verjüngung der Wälder. Die Gewinnung von Lohrinde für die Lederherstellung sorgte vor allem in den niederschlagsärmeren Gebieten für eine waldbauliche Präferenz von Ei-

chenniederwäldern, die nachhaltig im Schälwaldbetrieb bewirtschaftet wurden. Auch kriegerische Auseinandersetzungen hinterließen ihre Spuren. So ist beispielsweise dokumentiert, dass für den Bau der Festung Mont Royal bei Traben riesige Großkahlschläge vorgenommen wurden (Wenzel, 1962; Schöller, 2002; Gauer, 2005).

Zu Beginn des 19. Jahrhunderts erreichte die Devastierung der Eifelwälder schließlich enorme Ausmaße. Weite Teile der Eifel werden von Waldheiden und Heideflächen mit Besenginster (*Sarothamnus scoparius*) und Heidekraut (*Calluna vulgaris*) eingenommen, die als Baumarten häufig nur noch Wacholder (*Juniperus communis*) aufweisen. Ab 1801, zunächst unter französischer und ab 1815 unter preußischer Verwaltung, kam es zu einer detaillierten kartographischen Aufnahme der Eifel. Auf Befehl von Napoleon begannen, nach dem Frieden von Lunéville 1802, die Arbeiten an einer kartographischen Aufnahme der Rheinland-Departemente unter Leitung des französischen Oberst Jean Joseph Tranchot. Auf 160 Kartenblättern im Maßstab 1:20.000 wurden Infrastruktur, Landnutzung und Topographie in hoher Präzision festgehalten und selbst Details wie kleine Wege, Wasserläufe und Einzelhäuser vermerkt. Das Gesamtkartenwerk wurde aus militärischen und steuerrechtlichen Gründen als so bedeutend angesehen, dass es nach der Niederlage Frankreichs zum Gegenstand des Friedensvertrages von 1814 wurde und an die preußische Verwaltung übergeben werden musste. Unter dem preußischen Offizier Karl von Müffling wurde die Kartierung der Rheinlande bis 1820, nach den Methoden Tranchots fortgesetzt und vollendet. Das Gesamtkartenwerk ist heute ein einmaliges landeskulturelles Dokument, das detailliert die historische Landnutzung und die fortgeschrittene Entwaldung der Eifel überliefert (Albrecht, 1980a, b; Müller-Miny, 1980; Bauer, 1983).

Tranchot und von Müffling stellten für die Eifel folgende Landnutzungen fest: ca. 35% Heiden, ca. 30% Ackerland (einschließlich der Schiffelflächen), 25% Wald (überwiegend Niederwälder) und ca. 10% Wiesen und Weiden. Der Staatswald in der Eifel bestand dabei aus rund 55% waldfreier Blößen. Besonders anschaulich wird die Situation in der Eifel 1836 von Johann Nepomuk von Schwerz beschrieben, der im Auftrag des preußischen Innenministeriums die landwirtschaftlichen Verhältnisse des Rheinlandes überprüfte: „Man sollte sehen und weinen! Ein Land, wie die Eifel, wo es nicht an Raum fehlt, wo der Boden zum Theil keinen Werth für die übrige Cultur hat, weil es an Dung und Dungmaterial gebricht, erheben die Berge von allen Seiten ihre nackten Schädel, welche kein Gesträuch deckt, und wo kein Vöglein ein Schattenplätzchen zu seinem Nest findet (Wenzel, 1962; Schwind, 1997).“¹ Einen dramatischen Eindruck ver-

¹ SCHWERZ, Johann Nepomuk von (1950): Beschreibung der Landwirtschaft in Westfalen und Rheinpreußen. Faks. Dr. nach der Ausgabe von 1836. Stuttgart.

mitteln auch zeitgenössische Landschaftsfotografien oder die Gemälde von Fritz von Wille, wie sein in Abbildung 4.1 zu sehendes Hauptwerk „Einsamkeit, Mosenberg“.



Abbildung 4.1: Blick vom Mosenberg Richtung Windsborn Kratersee. Gemälde von Fritz von Wille "Einsamkeit, Mosenberg" (1911).

Waldneuaufbau unter preußischer Forstverwaltung

Zwar wurden bereits im 18. Jahrhundert unter kurtrierischer Verwaltung Bemühungen unternommen, die Ödlandbereiche in der Eifel wieder aufzuforsten, doch wurde ein umfassender Wald-Neuaufbau erst ab 1854 unter preußischer Verwaltung begonnen. Diese hatte die devastierte Landschaft als einen Hauptgrund für den wirtschaftlichen Niedergang der Region als auch als Ursache für zunehmende Degradationserscheinungen und Änderungen im regionalen Klima erkannt. Neben systematischen Aufforstungen der Staatswälder sollte auch der Neuaufbau des Gemeindewaldes vorgebracht werden. Für Wiederaufforstungsmaßnahmen von Gemeindeflächen in der Eifel wurde 1855 vom preußischen Landtag ein Meliorationsfond bewilligt. Dieser Staatsfond, besser bekannt unter dem Namen „Eifelkulturfonds“, über den staatliche Zuwendungen systematisch über einen längeren Zeitraum bereitgestellt wurden, stellte ein Novum in der deutschen Wirtschaftsgeschichte dar. Kombiniert wurden die För-

derungen mit einem Verbot der Rott- und Schiffelwirtschaft sowie der Waldweidenutzung (Wenzel, 1997).

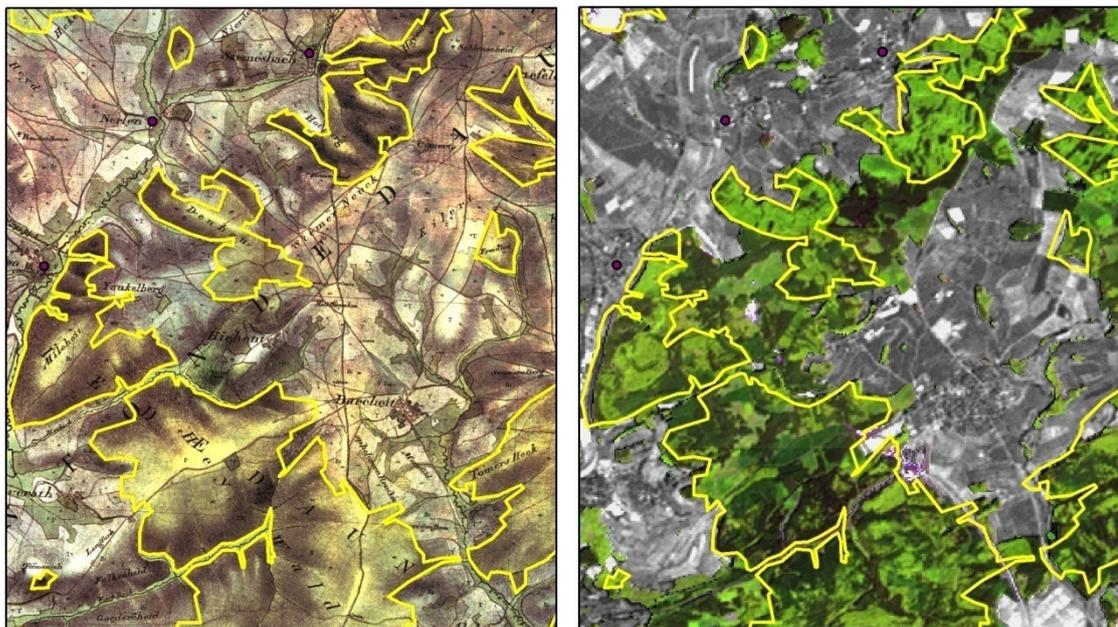
Trotz des teilweise massiven Widerstandes der lokalen Bevölkerung, die an den althergebrachten Bewirtschaftungs- und Nutzungsformen festhalten wollte, wurde die Wiederaufforstung konsequent und erfolgreich umgesetzt. Fast die Hälfte der verheideten Ödlandflächen konnte wieder in Wald überführt werden. Mit der Wiederaufforstung ging auch ein Baumartenwechsel von Laub- zu Nadelhölzern einher. Dieser ist nicht in preußischem Rentabilitätsdenken begründet, sondern Konsequenz der Degradation und Nährstoffarmut der Böden, die nur den Anbau anspruchsloser Nadelbaumarten zuließ. Dabei sollten die angebauten Nadelhölzer (meist eine Fichten-Kiefern-Mischkultur, später reine Fichtenkulturen) in erster Linie dazu dienen, die Bodenverhältnisse langfristig wieder zu verbessern und den Anbau von Laubbaumarten vorzubereiten. Die hohen Holzerträge führten, zusammen mit Änderungen der allgemeinen Wirtschaftsstruktur und dem großen Bedarf an Nutz- und Bauholz, zu einer immer stärkeren Verbreitung der Fichte in der Eifel. Bis 1925 waren schließlich rund 40.000 ha Heidefläche und Ödland hauptsächlich mit Fichten aufgeforstet worden (Schwind, 1986b).

Als Folge der beiden Weltkriege entstanden durch Rüstungs- und Reparationshiebe sowie direkte Zerstörung von Waldflächen in Folge von Kampfhandlungen erneut große Kahlschläge. Diese wurden nach dem Zweiten Weltkrieg hauptsächlich mit Fichte im Reinbestand begründet. In den nachfolgenden Jahrzehnten wurde der Waldumbau zugunsten der Fichte weiter fortgesetzt. Auch wurden, vor allem durch Privatwaldbesitzer und Gemeinden, ehemalige Niederwälder in Fichten- und Douglasienbestände umgewandelt. Diese großflächigen Nadelwälder erwiesen sich allerdings als besonders anfällig gegenüber Windwurf, so dass die Orkane im Januar 1984 und im Februar 1990 (Vivian und Wiebke) zu einer Windwurfkatastrophe von bis dahin unbekanntem Ausmaß führten (Schwind, 1986a; Schöller, 2002; Gauer, 2005). Insgesamt aber hat sich die Waldfläche in Rheinland-Pfalz, nicht zuletzt durch Aufforstungen von landwirtschaftlichen Grenzertragsböden, von 1950 bis heute um über 9% auf rund 828.000 ha erhöht (Hanke, 2003).

Die Waldentwicklung zwischen 1810 und heute lässt sich mit Hilfe von historischen Karten und modernen Satellitenbildern anschaulich und plakativ verdeutlichen. Um einen direkten Vergleich der Waldausdehnung der Jahre 1810 und 2005 zu erreichen, wurde das Blatt „Daun“ der Kartenaufnahme der Rheinlande durch Tranchot und von Müffling 1803 – 1820 (vgl. Kapitel 5.4) georeferenziert. Eine Überprüfung der Lagegenauigkeit wurde anhand von markanten Landmarken sowie dem Verlauf enger Bachtäler durchgeführt. Die Vergleiche zeigten nur minimale Abweichungen, so dass auf

Grundlage der Tranchot-Karte die Waldgrenzen von 1810 digitalisiert werden konnten. Nachfolgende Abbildung zeigt einen Ausschnitt des verwendeten Kartenblattes, die von Tranchot kartierten Waldränder sind zur Verdeutlichung gelb hervorgehoben. Der rechte Teil der Abbildung zeigt die Überlagerung der digitalisierten Waldgrenzen mit einer aktuellen Karte der Waldverteilung desselben Gebietes.

Waldentwicklung von 1810 bis 2005

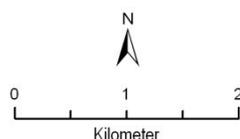


Datengrundlage:

Kartenaufnahme der Rheinlande durch Tranchot und von Müffling (1803 - 1820), Blatt 156 (Daun)
Nachdruck des LVerGeo - RLP 1967

Datengrundlage:

ASTER-Satellitenbild vom 26.06.2001, Darstellung der Waldflächen in naturnahen Farben R/G/B = 4/3/2



Remote Sensing Department
Universität Trier

Bearbeitung und Kartenentwurf:
J. Stoffels (März 2008)

Abbildung 4.2: Historische Waldentwicklung von 1810 bis 2005. Links: Ausschnitt der Kartenaufnahme der Rheinlande durch Tranchot und von Müffling (Blatt Daun). Zur Verdeutlichung sind alle Waldflächen in gelber Linie nachgezeichnet. Rechts: Ausschnitt aus einer ASTER-Satellitenbildszene vom 26.06.2001. Die ausmaskierten Waldflächen sind in naturnahen Farben wiedergegeben, die historische Waldfläche nach Tranchot und von Müffling in gelber Linie überlagert.

Eine Berechnung der prozentualen Waldfläche ergibt für die Fläche des Tranchot-Kartenblattes „Daun“ für 1810 einen Wert von 27%. Die gleiche Fläche weist 195 Jahre

später eine Waldbedeckung von 47% auf. Diese Werte werden durch eine vergleichbare Studie von (Schwind, 1986a) (Waldanteil 1810: 23% und 1980:45%) bestätigt.

Heute haben sich die primären Funktionen des Waldes verschoben. Zwar dient er immer noch als wichtiger Rohstofflieferant, jedoch findet keinerlei landwirtschaftliche Nutzung mehr statt. Stattdessen sind die Funktionen: Lebensraum für Pflanzen und Tiere sowie Erholungsraum für den Menschen neue Schwerpunkte bei der Bewirtschaftung bzw. des Schutzes der Wälder (Ministerium für Umwelt und Forsten Rheinland-Pfalz, 2004; Stöcklin, 2004).

4.2 Naturräumliche Beschreibung des Untersuchungsgebietes

Landschaftlich charakteristisch für die Osteifel ist der Wechsel zwischen Rumpf- bzw. Hochflächen und im Pleistozän angelegten Tälern. Zusätzlich stellen die tertiären und quartären Vulkanformen ein prägendes Element dar. Im Südosten schließt sich die terrassenartig zum Moseltal abfallende, verebnete Moseleifel an die Hochfläche der Osteifel an. Im Osten dacht sich das Mittelgebirge zum Mittelrheintal hin ab, im Norden schließt sich die in zahlreiche Riedel und schmale Bergrücken zergliederte Ahreifel als Nordabdachung des Schiefergebirgsrumpfes an.

Das Untersuchungsgebiet wird insgesamt durch ein vielfältiges Mosaik der für die Eifel typischen natürlichen bzw. naturnahen Landschaftselemente gestaltet.

Das Untersuchungsgebiet umfasst eine Vielzahl von geologischen Substraten mit entsprechenden Standorten. So eignen sich die nährstoffarmen, bodensauren Standorte über den devonischen Schiefen und Grauwacken in der Nordeifel nur bedingt zur landwirtschaftlichen Nutzung und werden heute vor allem von Laub- und Mischwäldern eingenommen. Die potenziell-natürliche Vegetation dieser Standorte bilden Hainsimsen-Buchenwälder.

Karbonatische Sedimente finden sich in der mitteldevonischen Eifler Nord-Süd-Zone, die sich in Kalkmulden und Silikatsättel gliedert. Die nährstoff- und basenreichen Böden der Mulden werden vor allem von Offenlandbereichen eingenommen, bieten aber auch ideale Bedingungen für anspruchsvolle Waldmeister-Buchenwälder.

Der tertiäre und quartäre Vulkanismus in der Eifel gestaltet durch seine markanten Formen besonders die Osteifel. Die Böden der Vulkangebiete zeichnen sich durch gute Mineral- und Nährstoffversorgung aus. Diese leicht zu bearbeitenden Böden unterliegen hauptsächlich landwirtschaftlicher Nutzung, bieten aber auch gute Bedingungen für Waldmeister-Buchenwälder als potenziell-natürliche Vegetation.

Das gesamte Untersuchungsgebiet wird nahezu vollständig durch einen ASTER-Flugstreifen abgedeckt (vgl. Abbildung 4.3). Lediglich der nördliche Teil des Forstamtes Gerolstein und einige kleine Flächen des Forstamtes Koblenz liegen außerhalb des Flugstreifens. Aus der Schnittfläche der Wuchsgebiete Osteifel, Nordwesteifel, Gutland, Moseleifel und Mittelrheintal mit dem ASTER-Flugstreifen ergibt sich das operative Untersuchungsgebiet „Osteifel“.

Im Folgenden soll das Untersuchungsgebiet kurz über eine Gliederung in forstliche Wuchsbezirke landschaftlich und klimatisch charakterisiert werden.

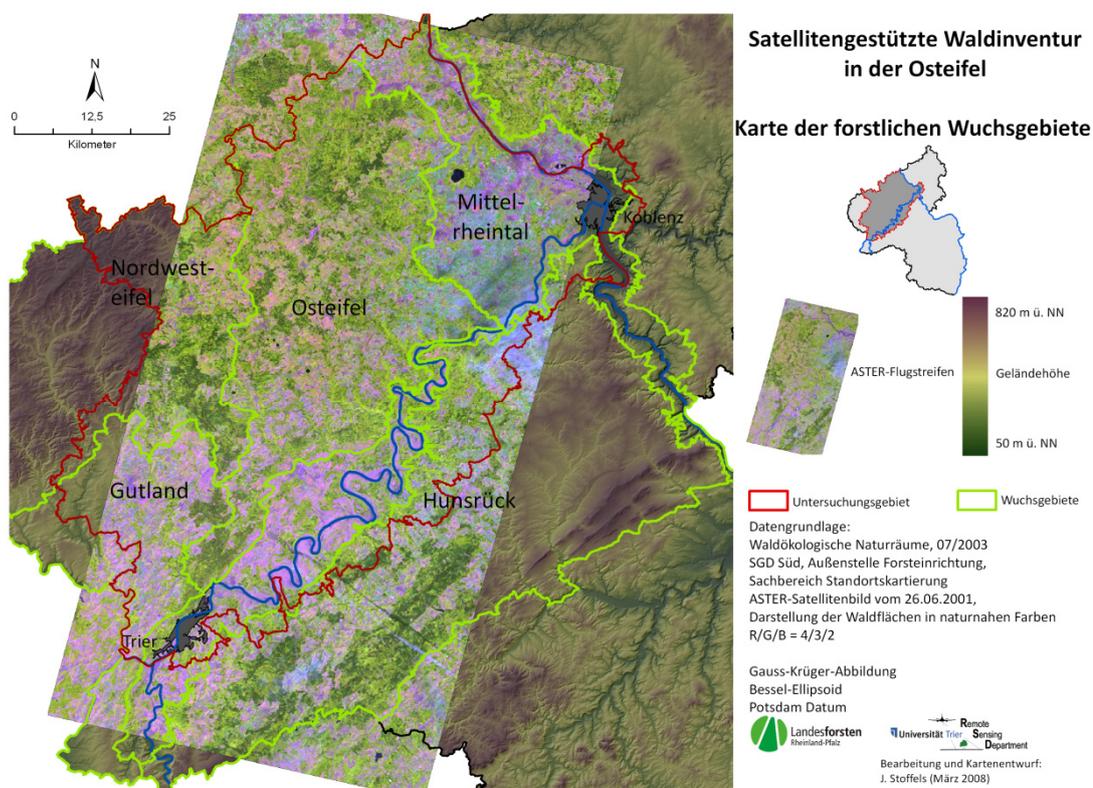


Abbildung 4.3: Karte der forstlichen Wuchsgebiete im Untersuchungsgebiet. Die Höhenkarte wird durch einen ASTER-Flugstreifen vom 26.01.2001 überlagert. Aus der Schnittfläche der Wuchsgebiete Osteifel, Nordwesteifel, Gutland, Moseleifel und Mittelrheintal mit dem ASTER-Flugstreifen ergibt sich das operative Untersuchungsgebiet „Osteifel“.

4.3 Gliederung des Untersuchungsgebietes nach forstlichen Wuchsgebieten und Wuchsbezirken

Über die waldökologische Raumgliederung, einem wesentlichen Bestandteil der forstlichen Standortgliederung, findet die Erkundung der waldökologischen Wuchsbedingungen der Wälder statt. Dabei werden wichtige Informationen für eine nachhaltige und standortgerechte Bewirtschaftung erhoben und Grundlagendaten für eine regionale Beschreibung von Waldböden und Waldökosystemen erfasst. Bei der Organisation dieser Daten unterscheidet man zwei Haupteinheiten, das Wuchsgebiet und den Wuchsbezirk (Gauer, 2005).

Das forstliche Wuchsgebiet stellt eine Landschaftseinheit dar, die durch das regionale Mikroklima, ihren geomorphologischen Aufbau und ihrer Landschaftsgeschichte charakterisiert ist und sich deutlich von anderen Wuchsgebieten unterscheidet. Ein Wuchsgebiet umfasst meist mehrere Wuchsbezirke (Arbeitskreis Standortkartierung in der Arbeitsgemeinschaft Forsteinrichtung, 2003).

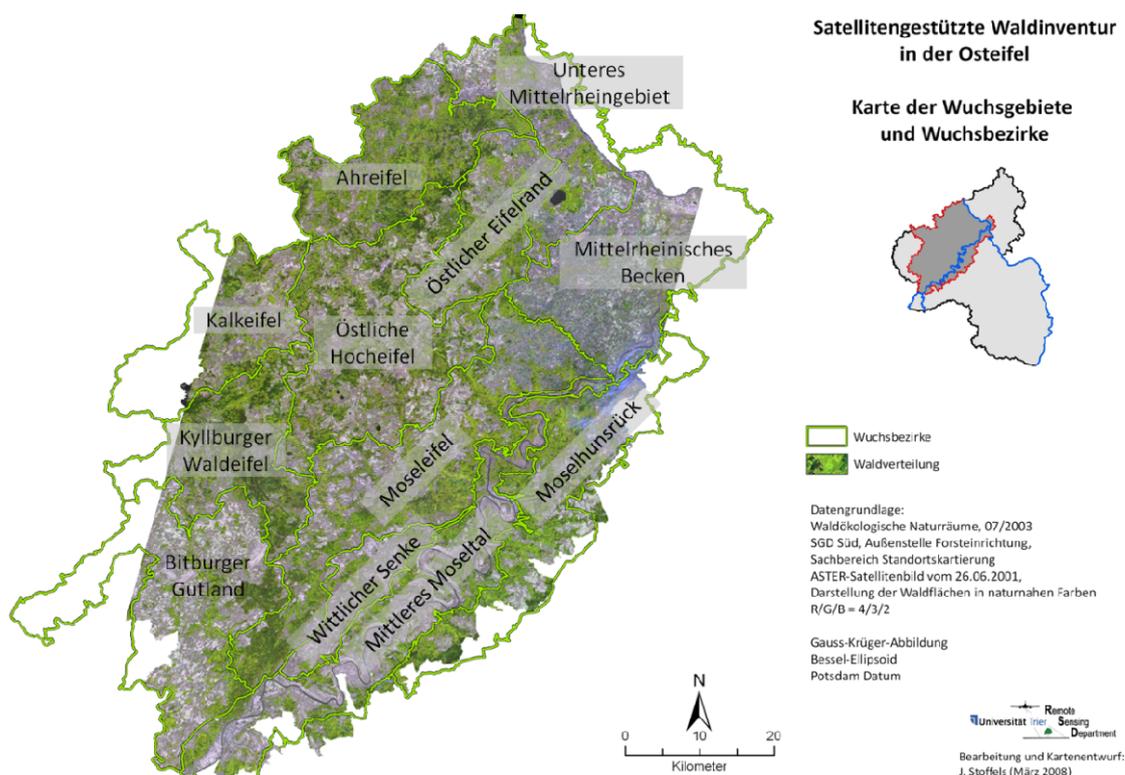


Abbildung 4.4: Übersicht über die forstlichen Wuchsbezirke im Untersuchungsgebiet.

Der forstliche Wuchsbezirk stellt eine räumliche Untereinheit des forstlichen Wuchsgebietes dar, die einen noch einheitlicheren physiogeographischen Charakter aufweist.

Als Abgrenzungskriterien werden Klima, Geologie, Topographie, Vegetation und Landschaftsgeschichte genutzt. Dabei werden innerhalb eines forstlichen Wuchsbezirks einheitliche Wachstumsbedingungen der vorkommenden Baumarten vorausgesetzt. Wichtigstes Abgrenzungskriterium sind klimatische Unterschiede, die z.B. durch eine Unterteilung in horizontale Höhenstufen oder regional-klimatisch definierte Teilbereiche berücksichtigt werden (Wolff et al., 2003; Gauer, 2005).

Tabelle 4.1: Klimatablelle der forstlichen Wuchsbezirke im Untersuchungsgebiet (Quelle: Gauer und Aldinger 2005, verändert)

Forstlicher Wuchsbezirk	Höhenzone müNN	Temperatur				Niederschlag			
		t _j [°C]	t _{vz} [°C]	d ≥10°C	Δt [K°]	t _{jan} [°C]	t _{jul} [°C]	N _j [mm]	N _{vz} [mm]
Kalkeifel	150-900	7,7	13,6	148	15,7	-0,1	15,6	866	355
Kyllburger Waldeifel	300-900	7,5	13,6	146	16,3	-0,4	15,8	914	366
Ahreifel	150-900	8,1	14,2	155	16,0	0,2	16,2	776	350
Östlicher Eifelrand	150-600	7,9	14,1	153	16,2	-0,1	16,1	796	345
Östliche Hocheifel	300-900	7,4	13,6	145	16,3	-0,6	15,7	834	345
Moseleifel	150-600	8,3	14,5	157	16,5	0,2	16,7	788	334
Unteres Mittelrheingebiet	150-600	9,2	15,5	170	16,5	1,0	17,5	703	327
Mittelrheinisches Becken	150-450	9,4	15,7	173	16,6	1,2	17,8	685	323
Moselhunsrück	150-900	8,3	14,6	158	16,6	0,1	16,7	804	353
Wittlicher Senke	150-450	9,2	15,4	169	16,6	1,0	17,6	765	332
Mittleres Moseltal	150-600	9,2	15,4	169	16,7	1,0	17,6	777	340
Bitburger Gutland	150-600	8,5	14,7	160	16,5	0,4	16,9	823	345

Das Untersuchungsgebiet deckt die forstlichen Wuchsgebiete Osteifel und Moseltal nahezu vollständig ab (vgl. Abbildung 4.3). Teile der Wuchsgebiete Nordwesteifel, Gutland, Hunsrück und Mittelrheintal ragen in das Untersuchungsgebiet hinein. Die für diese Studie relevanten forstlichen Wuchsbezirke sind, zusammen mit ihrer klimatischen Charakteristik, in Tabelle 4.1 zusammengefasst und in Abbildung 4.4 dargestellt.

Die in Tabelle 4.1 dokumentierten Klimawerte der forstlichen Wuchsbezirke umfassen:

- **t_j = Jahresmitteltemperatur.**
- **t_{vz} = mittlere Temperatur in der forstlichen Vegetationszeit.** Definiert als Mitteltemperatur der Monate Mai bis September. Wird nicht als reale Mitteltemperatur der Wachstumsphase verstanden, sondern als Indikator eingesetzt (Wolff et al., 2003).
- **$d \geq 10^\circ\text{C}$ = Länge der forstlichen Vegetationszeit.** Diese wird definiert als Anzahl an aufeinander folgenden Tagen mit einer Mitteltemperatur über 10°C (Arbeitskreis Standortkartierung in der Arbeitsgemeinschaft Forsteinrichtung, 2003)
- **Δt = Temperaturdifferenz zwischen kältestem und wärmsten Monat.**
- **t_{jan} = Mittlere Temperatur im Januar**
- **t_{jul} = Mittlere Temperatur im Juli**
- **N_j = Mittlerer Jahresniederschlag**
- **N_{vz} = Mittlerer Niederschlag in der forstlichen Vegetationszeit.** Diese fasst die Niederschläge während der forstlichen Vegetationszeit zusammen. Die forstliche Vegetationszeit wird hier allerdings als standardisierter Zeitraum vom 1.5. bis zum 30.9. eines Jahres definiert. NVZ wird als Indikator genutzt und zur Untersuchung der räumlichen Verteilung der Niederschläge während des festgelegten Zeitraums (Wolff et al., 2003).
- **TXDeM – Thermo-hygrischer Index nach De Martonne.** Dieser Index beschreibt die klimatische Wasserbilanz während der forstlichen Vegetationszeit über die Formel

$$TXDeM = \frac{N_{vz}}{(t_{vz} + 10)} \quad 4.1$$

Der Index drückt aus, dass mit steigenden Temperaturen während der forstlichen Vegetationszeit der Wasserverbrauch der Vegetation pro produzierter

Biomasseeinheit zunimmt. Darüber hinaus wird er auch als Index zur Charakterisierung der Kontinentalität eines Gebietes eingesetzt (Wolff et al., 2003).

- **KWB_J – Klimatische Wasserbilanz eines Jahres.** Die KWB_J ist die Differenz von Jahresniederschlagssumme minus der potentiellen Verdunstung nach Haude. In Mitteleuropa erreicht sie Werte zwischen 100 mm und 600 mm (Arbeitskreis Standortkartierung in der Arbeitsgemeinschaft Forsteinrichtung, 2003).
- **KWB_V – Klimatische Wasserbilanz während der forstlichen Vegetationszeit**

Wie aus Tabelle 4.1 ersichtlich, gliedert sich das Untersuchungsgebiet in eine Reihe von Wuchsgebieten, die sich vor allem über ihre Regionalklimate unterscheiden und in den nachfolgenden Unterkapiteln näher vorgestellt werden sollen.

Betrachtet man das Untersuchungsgebiet insgesamt, so ist dieses durch eine mittlere Jahrestemperatur von 8,4°C und einem mittleren Jahresniederschlag von 794 mm geprägt. Die forstliche Vegetationszeit dauert im Durchschnitt 159 Tage an. Während dieser Zeit herrscht eine mittlere Temperatur von 14,6°C vor und es fallen im Mittel 343 mm Niederschlag.

In der Klimatafel für das Untersuchungsgebiet relevanten forstlichen Wuchsbezirke (vgl. Tabelle 4.1) sind deutlich die Klimagunsträume Unteres Mittelrheintal, Mittelrheinisches Becken, Wittlicher Senke und Mittleres Moseltal zu erkennen, die bei einer mittleren Jahrestemperatur (t_j) um 9°C und einer mittleren Temperatur in der forstlichen Vegetationszeit zwischen 15,4°C und 15,7°C jeweils eine forstliche Vegetationszeit von rund 170 Tagen besitzen. Diese ist somit in den klimatischen Gunsträumen bis zu 30 Tage länger als in den montanen Wuchsbezirken Kalkeifel und Östliche Hocheifel, deren mittlere Temperatur in der forstlichen Vegetationszeit bei 13,6°C liegt.

4.3.1 Das forstliche Wuchsgebiet Osteifel

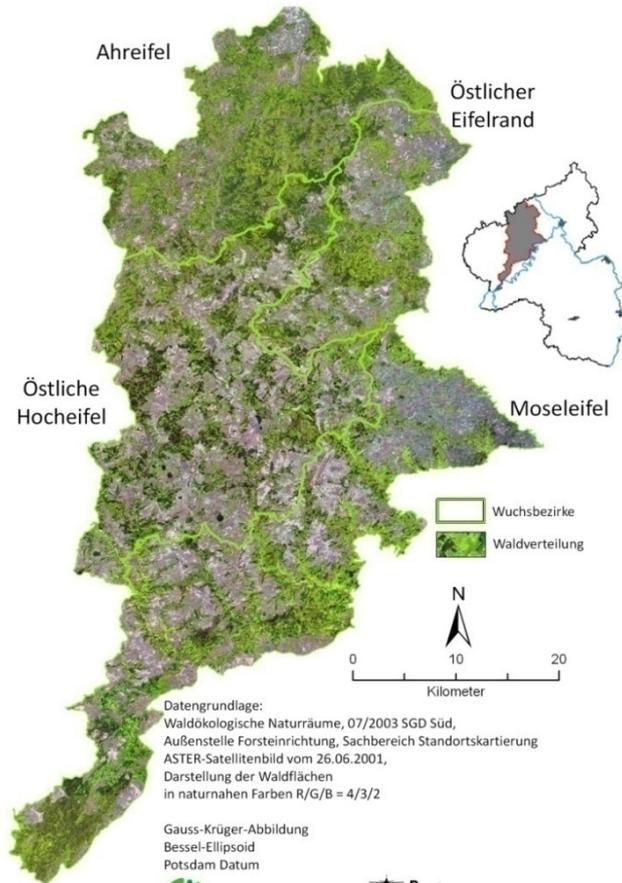
Mit einer Flächengröße von rund 2200 km² deckt das forstliche Wuchsgebiet Osteifel den zentralen Bereich des Untersuchungsgebietes ab. Es unterteilt sich in die forstlichen Wuchsbezirke Ahreifel, Östlicher Eifelrand, Östliche Hocheifel und Moseleifel. Die Nähe zum tektonisch aktiven Rheintalgraben zeigt sich durch die vulkanische Überprägung des devonischen Schiefergebirgsrumpfes. Die Östliche Hocheifel, eine von tiefen Kerbtälern zerteilte Hochfläche, stellt den zentralen Landschaftsbereich dar. Begrenzt wird das Gebiet durch Rhein, Mosel und Ahr, zu deren Flusstälern sich die Hochflächen terrassenartig abdachen. Zu Mosel und Ahr hin zeigt sich die Landschaft noch intensiver durch Kerbtäler in schmale Rücken zergliedert, wobei besonders die schluchtartigen Moselseitentäler ein prägendes Landschaftselement darstellen (Fischer & Graafen, 1974).

Die Zugehörigkeit zum Gebirgsrumpf des Rheinischen Schiefergebirges führt zur weiten Verbreitung von unterdevonischen Feinsandsteinen, Schiefen und Quarziten im forstlichen Wuchsgebiet Osteifel. Auf diesen Ausgangsgesteinen finden sich mäßig basenversorgte Braunerden in unterschiedlichen Entwicklungsstufen. Der tertiäre Vulkanismus führt zu der lokalen Verbreitung von basaltischen Lockergesteinen, auf denen sich basenreiche Regosole und Braunerden finden (Fischer & Graafen, 1974; Schwind, 1986a; Felix-Henningsen, 1990).

Das Wuchsgebiet Osteifel bildet einen Querschnitt durch alle Höhenzonen der Eifel (kollin-planar bis obermontan) und reicht bis in die Randbereiche der klimatischen Gunsträume des Mittelrhein- und Moseltals. Die durchschnittliche Länge der forstlichen Wuchszeit ist allerdings deutlich kürzer (bis zu 20 Tage), als die der benachbarten Gebiete. Sehr differenziert zeigt sich die Verteilung der Niederschläge in den forstlichen Wuchsbezirken innerhalb des Wuchsgebietes Osteifel. So fallen in der Luv-Lage der Östliche Hocheifel durchschnittlich 834 mm Niederschlag im Jahr, in der Lee-Lage der Ahreifel nur 776 mm (Wolff et al., 2003).

Die verbreitetste Waldgesellschaft ist wie in den meisten Teilen der Eifel der Hainsimsen-Buchenwald (*Luzulo-Fagetum*), in den kollinen Gebieten als *Melampyrum-Fagetum*. Eine waldwirtschaftliche Besonderheit in der Osteifel stellt die, vor allem in den Mosel- und Ahrseitentälern verbreitete Niederwaldwirtschaft dar. Die dort zu findenden Hainbuchen-Eichenwälder haben sich meist durch diese selektive Waldwirtschaftsform aus Hainsimsen-Buchenwäldern heraus entwickelt. Die basenreichen Standorte tragen Waldmeister-Buchenwälder (*Galio odoratio-Fagetum*) als potentiell-natürliche Vegetation. In kollinem Gebiet tritt dieser als Perlgras-Buchenwald (*Melico-Fagetum*) auf (Schwind, 1985; Gauer, 2005).

Tabelle 4.2: Klimatablelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Osteifel (Quelle: Wolff et al. 2003, Gauer & Aldinger 2005). Die Übersichtskarte in der ersten Spalte zeigt die momentan tatsächliche Waldverteilung des Wuchsgebietes (Darstellung in naturnahen Farben) abgeleitet aus Satellitenbilddaten vom 21.06.2001 und vom 06.04.2005. Die Werte in der dritten Spalte geben den Durchschnitt und den Schwankungsbereich an.

Wuchsgebiet Osteifel		Wuchsgebiet Osteifel		
 <p>Datengrundlage: Waldökologische Naturräume, 07/2003 SGD Süd, Außenstelle Forsteinrichtung, Sachbereich Standortkartierung ASTER-Satellitenbild vom 26.06.2001, Darstellung der Waldflächen in naturnahen Farben R/G/B = 4/3/2</p> <p>Gauss-Krüger-Abbildung Bessel-Ellipsoid Potsdam Datum</p> <p>Landesforsten Rheinland-Pfalz</p> <p>Universität Trier Remote Sensing Department Bearbeitung und Kartentwurf: J. Stoffels (März 2008)</p>	Höhenzone	150 bis 900 müNN		
	Temperaturwerte	t_j [°C]	8,0 (6,8 ↔ 9,1)	
		t_{vz} [°C]	14,1 (12,8 ↔ 15,4)	
		$d_{\geq 10^\circ C}$	153 (136 ↔ 169)	
		Δt [K°]	16,3 (15,8 ↔ 16,7)	
		t_{jan} [°C]	-0,1 (-1,1 ↔ 1,0)	
Niederschlag	t_{jul} [°C]	16,2 (14,9 ↔ 17,5)		
	N_j [mm]	798 (674 ↔ 923)		
Klimaindices	N_{vz} [mm]	343 (296 ↔ 390)		
	TXDeM	14,3 (12,2 ↔ 16,4)		
	KWB_j [mm]	229 (35 ↔ 423)		
	KWB_v [mm]	-95 (-143 ↔ -46)		
Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert				

Sowohl das Wuchsgebiet Osteifel als seine Wuchsbezirke besitzen einen hohen Waldanteil, der mit Flächenanteilen zwischen 44% und 69% zum Teil deutlich über dem berechneten Wert für das gesamte Untersuchungsgebiet von 42% liegt. Nadel- und Laubbaumarten sind dabei mit annähernd gleichen Flächenanteilen vertreten. Einzig im submontan bis montanen Wuchsbezirk der Östlichen Hocheifel dominieren die Nadelbaumarten deutlich, während in dem klimatisch begünstigteren Wuchsbezirk Moseleifel Laubbaumarten vorherrschen.

Tabelle 4.3: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Osteifel (Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert).

	Fläche in km ²	Waldanteil in %	Laubbäume in %	Nadelbäume in %	Buche in %	Eiche in %	sonstige LB in %	Fichte in %	Kiefer in %	sonstige NB in %
Osteifel (ges.)	2196	52	52	48	21	22	9	28	8	12
Ahreifel	641	62	53	47	19	26	8	31	9	8
Östl. Eifelrand	253	44	53	47	24	20	9	27	6	14
Ostl. Hocheifel	618	47	42	58	22	13	7	43	5	10
Moseleifel	685	49	59	41	20	26	13	15	8	17

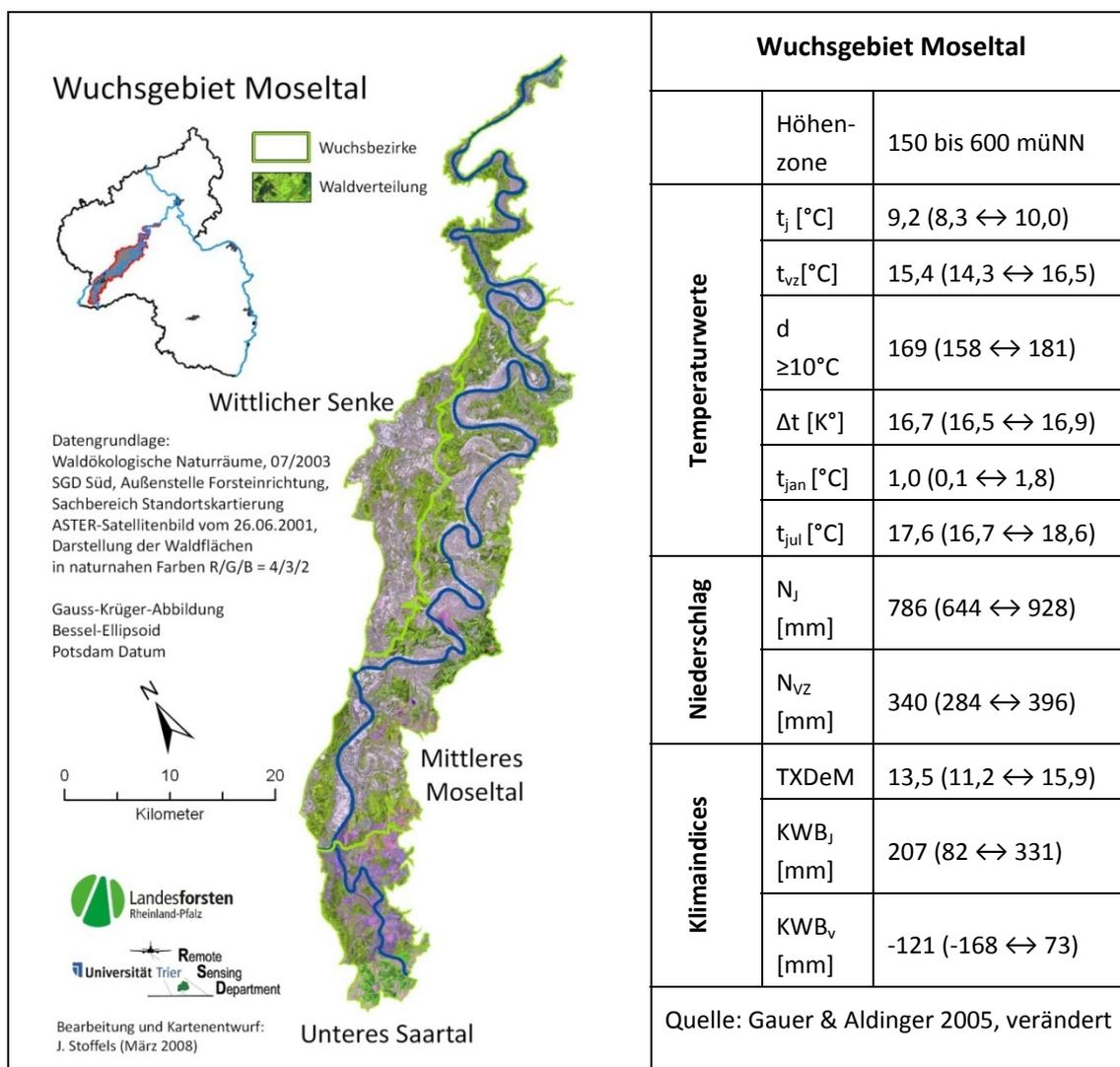
4.3.2 Das forstliche Wuchsgebiet Moseltal

Das Wuchsgebiet Moseltal besitzt insgesamt eine Ausdehnung von etwa 800 km², wovon rund 680 km² auf das Untersuchungsgebiet der vorliegenden Studie entfallen, was 15% der Gesamtfläche entspricht. Das Moseltal folgt einer variszischen Muldenzone von Südwest nach Nordost und teilt den Gebirgssockel des Rheinischen Schiefergebirges in die beiden Mittelgebirge Eifel und Hunsrück. Im Südwesten wird das Wuchsgebiet durch die Saarmündung begrenzt, im Nordosten durch das Mittelrheinische Becken. Das Wuchsgebiet setzt sich aus den drei Wuchsbezirken Wittlicher Senke, Mittleres Moseltal und Unteres Saartal zusammen, wobei nur die ersten beiden zum Untersuchungsgebiet gehören und im folgendem näher beschrieben werden sollen (Fischer & Graafen, 1974; Werle, 1974).

Das Moseltal schneidet sich stark mäandrierend in das Rheinische Schiefergebirge ein. Im gesamten Gebiet herrschen devonische Tonschiefer vor. Im Nordosten finden sich zusätzlich auch Sandsteine und Quarzite. Die Steilhänge des Moseltals sind nur von geringmächtigen Schuttböden bedeckt, in flacheren Bereichen finden sich auch Braunerden auf Hanglehmen. Morphologisch wird das Moseltal durch die einzelnen Flussterassen geprägt, die von sandig-lehmigen bis kiesig-sandigen Braunerden bedeckt sind. Auf einer Strecke von 40 km läuft als Erweiterung der Trierer Talweite die Wittlicher Senke parallel zur Mosel. Dieser intramontane Grabenbruch ist mit Konglomeraten, Sandsteinen des Oberrotliegenden und Terrassensedimenten der Mosel verfüllt. Auf diesen Ausgangsgesteinen finden sich mittel- bis tiefgründige, gut nährstoffversorgte

Braunerden; auf den sandigen Standorten auch podsolige Braunerden (Negendank, 1983; Jätzold, 1984).

Tabelle 4.4: Klimatablelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Moseltal (Quelle: Wolff et al. 2003, Gauer & Aldinger 2005). Die Übersichtskarte in der ersten Spalte zeigt die momentan tatsächliche Waldverteilung des Wuchsgebietes (Darstellung in naturnahen Farben) abgeleitet aus Satellitenbilddaten vom 21.06.2001 und vom 06.04.2005. Die Werte in der dritten Spalte geben den Durchschnitt und den Schwankungsbereich an.



Im Untersuchungsgebiet nimmt das Moseltal zusammen mit dem Mittelrheingebiet eine naturräumliche Sonderstellung ein, die sich vor allem über das hohe Wärmeangebot erklärt; die mittlere Jahrestemperatur liegt bei etwa 9°C, die mittlere Temperatur während der forstlichen Wachstumsperiode bei 15,4°C. Entscheidendes Merkmal die-

ses klimatischen Gunstraumes ist auch die Länge der forstlichen Wuchszeit, die mit 169 Tagen 10 Tage länger ist als die durchschnittliche forstliche Wuchszeit im Untersuchungsgebiet und sogar 23 Tage länger als in den montan geprägten Wuchsbezirken der Eifel. Die mittleren Jahresniederschläge liegen mit einem Durchschnittswert von 786 mm deutlich unter denen der benachbarten Wuchsgebiete in Mittelgebirgslagen. Diese allgemeinen Merkmale werden allerdings durch die Expositionsunterschiede an den Steilhängen des Moseltals weiter differenziert (Jätzold, 1984; Wolff et al., 2003).

Die lokalen Variationen im Kleinklima führen zu unterschiedlichen potentiell natürlichen Vegetationsgesellschaften. Auf den sonnenexponierten Hängen finden sich neben den Weinreben trockene Varianten des Eichen-Hainbuchenwaldes und Felsahorn-Traubeneichen-Trockenwald. Die Schatthänge, die sich durch ein kühleres und feuchteres Lokalklima auszeichnen, tragen Eichen-Hainbuchenwälder (*Quercus robur-Carpinetum betuli*), die sich durch eine jahrhundertelange Niederwaldwirtschaft aus Flatterhirse-Buchenwäldern (*Milium-Fagetum*) oder Waldmeister-Buchenwäldern (*Galio odoratio-Fagetum*) entwickelt haben (Gauer, 2005).

Tabelle 4.5: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Moseltal (Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert).

	Fläche in km ²	Waldanteil in %	Laubbäume in %	Nadelbäume in %	Buche in %	Eiche in %	sonstige LB in %	Fichte in %	Kiefer in %	sonstige NB in %
Moseltal (ges.)	800	32	64	36	19	32	13	10	7	19
Wittl. Senke	140	23	73	27	21	41	12	9	4	14
Mittl. Moseltal	540	35	62	38	17	32	13	11	6	21

Im Vergleich zum restlichen Untersuchungsgebiet ist das forstliche Wuchsgebiet Moseltal mit 32% Waldanteil nur schwach bewaldet. Die Waldstandorte beschränken sich meist auf die Schatthänge und die oberen Hangbereiche der sonnenexponierten Steilhängen. In der Wittlicher Senke werden vor allem die landwirtschaftlich nicht genutzten sandigen Böden von Wald bestanden. Die klimatische Gunst des Gebietes zeigt sich unter anderem in der Dominanz der Laubbäume. Die jahrhundertelange Niederwaldwirtschaft hat vor allem in den engen, schluchtartigen Moselseitentälern zu einer starken Verbreitung der Eiche geführt, die mit 30% bis 40% die häufigste Laubbaumart in diesem Wuchsgebiet darstellt (Gehendges & Brandt, 1986; Gauer, 2005).

4.3.3 Das forstliche Wuchsgebiet Mittelrheintal

Das forstliche Wuchsgebiet Mittelrheintal bildet die östliche Begrenzung des Untersuchungsgebietes und nimmt mit 904 km² rund 17% der Gesamttestfläche ein. Von Nordwest nach Südost gliedert sich das Wuchsgebiet in die Wuchsbezirke Unteres Mittelrheingebiet, Mittelrheinisches Becken und Oberes Mittelrheintal, wovon aber nur die ersten beiden Teile zum Untersuchungsraum gehören und nachfolgend charakterisiert werden sollen.

Zwischen Mosel und Laacher See erstreckt sich das Mittelrheinische Becken als flachwellige Terrassenflur. Den Untergrund dieser tektonisch aktiven Zone bildet ein Schollenmosaik aus unterdevonischen Gesteinen des Rheinischen Schiefergebirges und tertiären Restdecken. Das Untere Mittelrheingebiet wird vor allem durch den Laacher See geprägt, der das Zentrum des Vulkanismus in der östlichen Eifel bildet. Die letzte Ausbruchphase (vor ca. 12.900 Jahren), die zur Entstehung des heutigen Calderasees führte, sorgte auch für die Überdeckung der devonischen Ausgangsgesteine mit Basalten und Tuffen. In beiden Wuchsbezirken finden sich verbreitet basenreiche Braunerden und Parabraunerden. Im Bereich des Mosel- und Rheintals treten auf den Flussterrassen basenärmere Braunerden und Gleye auf (Müller-Miny & Bürgener, 1971; Meyer, 1994).

Das wintermilde und sommerwarme Klima im Mittelrheintal mit einer Jahresmitteltemperatur von 9,3°C und über 170 Tagen an denen die durchschnittlichen Temperatur über 10°C liegt, kennzeichnet das Gebiet als klimatischen Gunstraum. Die Lee-Lage am östlichen Rand der Eifel führt zu deutlich geringeren Niederschlägen als im übrigen Untersuchungsgebiet. So fallen mit 698 mm etwa 100 mm weniger als durchschnittlich im gesamten Untersuchungsraum und über 200 mm weniger als in den Luv-Lagen der Hocheifel (Wolff et al., 2003).

Auf den nährstoffreichen Böden der flachen Talstandorte und schattigen Unterhänge findet sich Waldmeister-Buchenwald (*Asperulo-Fagetum*) als potentiell natürliche Vegetation, der auf basenreicheren Standorten in einen Perlgras-Buchenwald (*Melico-Fagetum*) übergeht. Eine Besonderheit im Bereich der süd- bis südwest exponierten Steilhänge stellen thermophile Eichentrockenwälder (*Quercion pubescentis-petraeae*) dar, die als Relikte einer postglazialen Warmzeit verstanden werden (Michiels & Schmidt, 2005).

Tabelle 4.6: Klimatabelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Mittelrheintal (Quelle: Wolff et al. 2003, Gauer & Aldinger 2005). Die Übersichtskarte in der ersten Spalte zeigt die momentan tatsächliche Waldverteilung des Wuchsgebietes (Darstellung in naturnahen Farben) abgeleitet aus Satellitenbilddaten vom 21.06.2001 und vom 06.04.2005. Die Werte in der dritten Spalte geben den Durchschnitt und den Schwankungsbereich an.

		Wuchsgebiet Mittelrheintal	
		Höhenzone	150 bis 600 müNN
Temperaturwerte	t_j [°C]	9,3 (8,2 ↔ 10,3)	
	t_{vz} [°C]	15,6 (14,4 ↔ 16,7)	
	d $\geq 10^\circ\text{C}$	171 (157 ↔ 185)	
	Δt [K°]	16,6 (16,2 ↔ 17,0)	
	t_{jan} [°C]	1,0 (0,0 ↔ 2,0)	
	t_{jul} [°C]	17,6 (16,5 ↔ 18,8)	
Niederschlag	N_j [mm]	698 (576 ↔ 820)	
	N_{vz} [mm]	324 (275 ↔ 372)	
Klimaindices	TXDeM	12,8 (10,8 ↔ 14,9)	
	KWB_j [mm]	133 (45 ↔ 220)	
	KWB_v [mm]	-110 (-164 ↔ -55)	
		Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert	

Die klimatische Gunst und die gut nährstoffversorgten, basenreichen Böden ziehen eine intensive landwirtschaftliche Nutzung nach sich, die sich in einem Waldanteil von nur 22% ausdrückt. Damit ist das Mittelrheintal das am wenigsten bewaldeten Gebiet innerhalb des Untersuchungsraumes macht. Größere Waldflächen finden sich nur an den Steilhängen der Vulkankegel und im Umfeld des Naturschutzgebietes „Laacher See“. Im gesamten Wuchsgebiet herrschen Laubbaumarten vor, oft in Form von Eichenniederwäldern, durchsetzt von Fichten- oder Douglasienbeständen (Gauer, 2005).

Tabelle 4.7: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Mittelrheintal (Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert).

	Fläche in km ²	Waldanteil in %	Laubbäume in %	Nadelbäume in %	Buche in %	Eiche in %	sonstige LB in %	Fichte in %	Kiefer in %	sonstige NB in %
Mittelrh. (ges.)	1140	22	73	27	25	32	16	12	6	9
Unters M.Rh.	348	28	70	30	35	21	14	11	8	11
Mittelrh. Be.	556	13	75	25	17	37	21	12	3	10

4.3.4 Das forstliche Wuchsgebiet Nordwesteifel

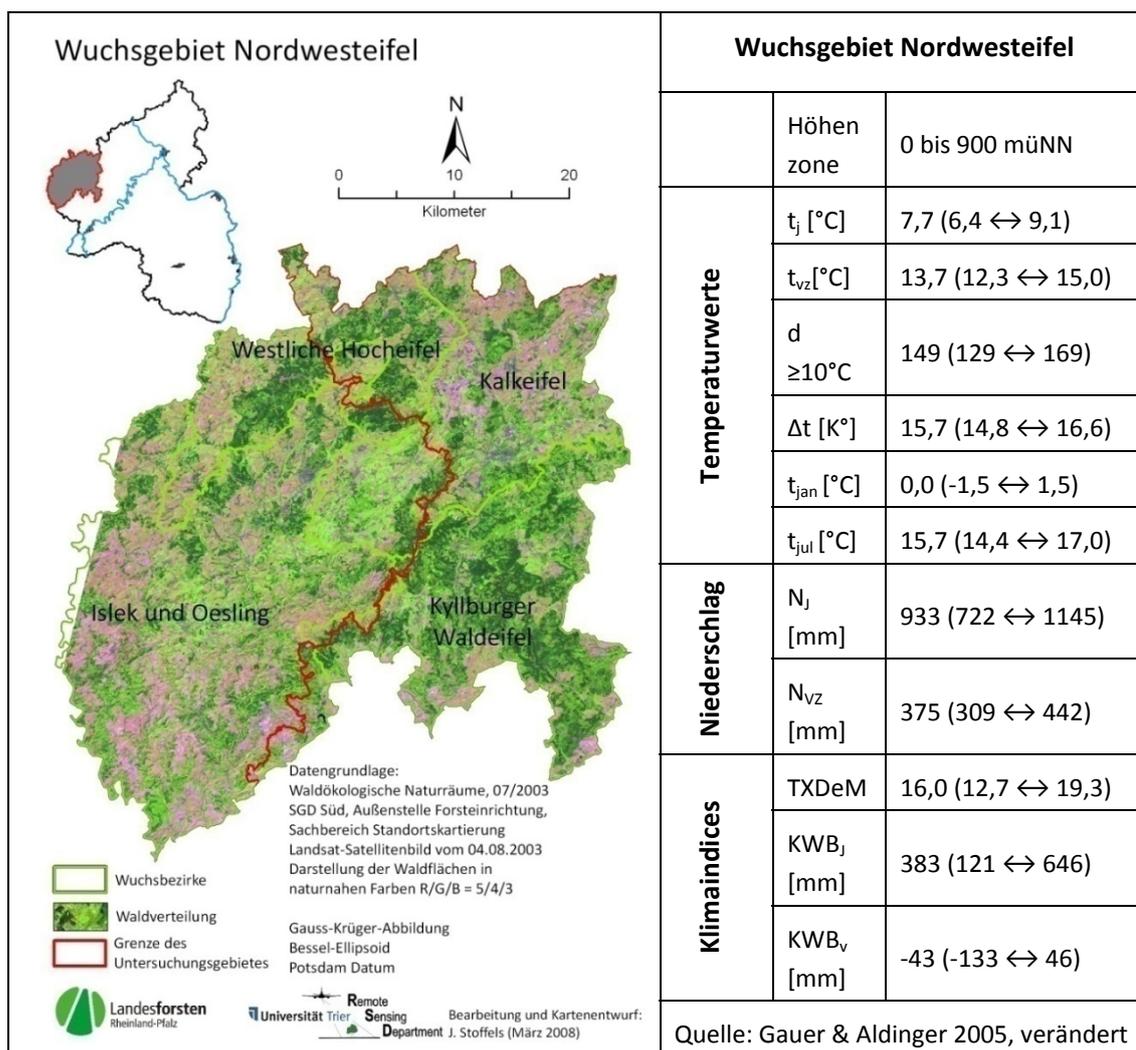
Das Wuchsgebiet Nordwesteifel wird von den Höhenrücken der westlichen Hocheifel geprägt, die sich aus der flachwelligen Hochfläche der Nordwesteifel bis auf 600 müNN erheben. Das 32500 km² große Wuchsgebiet wird in die sieben Wuchsbezirke Vennvorland, Hohes Venn, Rureifel, Islek und Oesling, Westliche Hocheifel, Kalkeifel und Kyllburger Waldeifel eingeteilt. Das Untersuchungsgebiet erstreckt sich auf die beiden letztgenannten Wuchsbezirke, die ca. 23% seiner Fläche ausmachen.

Der Höhenzug der Nordwesteifel besteht aus einer weiten Rumpffläche, die von Quarzitrücken überragt wird. Auf den unterdevonischen Sand- und Tonsteinen sowie den Quarziten finden sich mäßig basenversorgte Braunerden und Pseudogleye. Eine Besonderheit bilden die mitteldevonischen Eifelkalkmulden im Wuchsbezirk Kalkeifel, in denen sich Kalke, Mergel und Dolomite erhalten haben. Auf diesen nährstoff- und basenreichen Standorten haben sich reiche Braunerden und Parabraunerden entwickelt. Die stark zertalte Hochfläche der Kyllburger Waldeifel bildet einen eigenen Naturraum. Dem devonischen Grundgebirge liegt hier flächig eine Buntsandteindecke auf. Darauf finden sich basenarme Braunerden, Pseudogleye und seltener auch Podsole (Fischer & Graafen, 1974; Zenses, 1980; Meyer, 1994).

Das Klima des Wuchsgebietes Nordwesteifel ist stark subatlantisch geprägt, so fallen im Durchschnitt 933 mm Niederschlag im Jahr und die Jahresschwankungen der Lufttemperatur sind mit 15,7°C gering. Bei der Betrachtung der einzelnen Wuchsbezirke fällt ein Gradient in der Niederschlagsverteilung auf, der von West nach Ost abnimmt. Die montane Temperaturstufe des Gebietes hat nur 149 Tage mit einer Tagesdurchschnittstemperatur größer 10°C zur Folge. Charakteristisch für das Gebiet sind die

stetigen starken Westwinde, die für hohe Luftfeuchtigkeit, Nebel und ergiebige Niederschläge sorgen (Wolff et al., 2003).

Tabelle 4.8: Klimatabelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Nordwesteifel (Quelle: Wolff et al. 2003, Gauer & Aldinger 2005). Die Übersichtskarte in der ersten Spalte zeigt die momentan tatsächliche Waldverteilung des Wuchsgebietes (Darstellung in naturnahen Farben) abgeleitet aus Satellitenbilddaten vom 21.06.2001 und vom 06.04.2005. Die Werte in der dritten Spalte geben den Durchschnitt und den Schwankungsbereich an.



Die insgesamt sehr heterogene Charakteristik des Wuchsgebietes zeigt sich auch in der Verteilung der potentiell natürlichen Waldgesellschaften. Im gesamten Gebiet herrschen typische Hainsimsen-Buchenwälder (*Luzulo-Fagetum*) vor, die entsprechend der Höhenstufen in ihrer Ausprägung variieren. Auf den oberdevonischen Karbonatgesteinen der Kalkeifel finden sich dagegen anspruchsvollere Waldmeister-Buchenwälder

(*Galio odoratio-Fagetum*). Auf dem Buntsandstein der Kyllburger Waldeifel kommen bodensaure Buchenwälder und wechselfeuchter Buchen-Eichenwald (*Fago-Quercetum*) vor. Auf den regenreichen, kühlen Standorten der Wuchsbezirke ist allerdings die Fichte so konkurrenzstark, dass sie heute die potentiell natürliche Vegetation bildet (Schwind & Schüler, 2001; Gauer, 2005).

Der Grad der Bewaldung der beiden hier betrachteten Wuchsbezirke der Nordwesteifel ist stark unterschiedlich. Während in der Kalkeifel, die jahrhundertlang landwirtschaftlich genutzt wurde, mit 34% Waldanteil eher schwach bewaldet ist, stellt die Kyllburger Waldeifel das am dichtesten bewaldete Gebiet (75% Waldanteil) des gesamten Untersuchungsraumes dar. Deutlich ist auch das Vorherrschen der Fichte in diesen Wuchsbezirken zu erkennen, die unter den vorherrschenden klimatischen Bedingungen die konkurrenzstärkste Baumart ist (Schöller, 2002; Gauer, 2005).

Tabelle 4.9: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Nordwesteifel (Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert).

	Fläche in km ²	Waldanteil in %	Laubbäume in %	Nadelbäume in %	Buche in %	Eiche in %	sonstige LB in %	Fichte in %	Kiefer in %	sonstige NB in %
NWeifel (ges.)	3250	44	40	60	17	13	10	46	5	9
Kalkeifel	912	34	44	56	21	12	11	43	8	5
Kyll. Waldeifel	328	75	39	61	26	9	4	43	6	11

4.3.5 Das forstliche Wuchsgebiet Gutland

Das forstliche Wuchsgebiet Gutland bildet die südwestliche Begrenzung des Untersuchungsgebietes und hat mit dem Wuchsbezirk Bitburger Gutland rund 11% Anteil an der Gesamtfläche. Auf die beiden weiteren forstlichen Wuchsbezirke des Gutlands, Ferschweiler Plateau und Mosel-Saar-Gau, die kein Teil des Untersuchungsgebietes sind, wird nachfolgend nicht weiter eingegangen.

Das Bitburger Gutland ist Teil einer großen Senkungszone in der das Südwestdeutsch-Lothringische Schichtstufenland in das Rheinische Schiefergebirge greift. Das devonische Grundgebirge ist hier von mächtigen mesozoischen Sedimenten überlagert. Das flachhügelige Gelände wird immer wieder von steilen Schichtstufen härterer For-

mationen unterbrochen. Auf den Kalken, Dolomiten und Mergeln des Muschelkalks und Keupers finden sich Kalkbraunerden und Pelosole. Auf den Sandsteinen des Buntsandsteins haben sich überwiegend basenarme Braunerden und Parabraunerden entwickelt und auf ebenen Standorten treten auch Pseudogleye auf (Meynen & Schmithüsen, 1954; Meyer, 1994).

Tabelle 4.10: Klimatablelle und Übersichtskarte für das Wuchsgebiet Gutland (Quelle: Wolff et al. 2003, Gauer & Aldinger 2005). Die Übersichtskarte in der ersten Spalte zeigt die momentan tatsächliche Waldverteilung des Wuchsgebietes (Darstellung in naturnahen Farben) abgeleitet aus Satellitenbilddaten vom 21.06.2001 und vom 06.04.2005. Die Werte in der dritten Spalte geben den Durchschnitt und den Schwankungsbereich an.

Wuchsgebiet Gutland		Wuchsgebiet Gutland	
		Höhenzone	300 bis 600 müNN
	Temperaturwerte	t_j [°C]	8,7 (7,7 ↔ 9,7)
		t_{vz} [°C]	15,0 (13,8 ↔ 16,3)
		$d_{\geq 10^\circ\text{C}}$	163 (148 ↔ 179)
		Δt [K°]	16,9 (16,4 ↔ 17,4)
		t_{jan} [°C]	0,4 (-0,3 ↔ 1,2)
		t_{jul} [°C]	17,3 (16,1 ↔ 18,6)
Niederschlag	N_j [mm]	913 (829 ↔ 997)	
	N_{vz} [mm]	373 (335 ↔ 411)	
Klimaindices	TXDeM	15,0 (13,2 ↔ 16,7)	
	KWB_j [mm]	269 (190 ↔ 347)	
	KWB_v [mm]	-111 (-148 ↔ -73)	
Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert			

Klimatisch stellt das Bitburger Gutland einen Übergangsbereich zwischen dem Weinbauklima des Moseltals und dem submontanen Mittelgebirgsklima der Hocheifel dar.

Mittlere Jahrestemperatur (14,7°C), mittlerer Jahresniederschlag (823 mm) und die Dauer der forstlichen Wuchszeit (160 Tage) nehmen Werte an, die in etwa dem Durchschnitt des Untersuchungsgebietes entsprechen (Werle, 1974; Wolff et al., 2003).

Auf den basenreichen Böden des Muschelkalks und Keupers stellen Waldgersten-Buchenwälder (*Melico-Fagetum elymetosum*) und Waldmeister-Buchenwälder (*Galio odoratio-Fagetum*) die potentiell natürliche Vegetation dar. Die Standorte auf Buntsandstein tragen überwiegend eichenreiche Hainsimsen-Buchenwälder (*Luzulo-Fagetum*) (Gauer, 2005).

Tabelle 4.11: Baumartenverteilung im forstlichen Wuchsgebiet Gutland (Quelle: Gauer & Aldinger 2005, verändert).

	Fläche in km ²	Waldanteil in %	Laubbäume in %	Nadelbäume in %	Buche in %	Eiche in %	sonstige LB in %	Fichte in %	Kiefer in %	sonstige NB in %
Gutland (ges.)	2859	59	52	48	22	18	12	36	3	9
Bit. Gutland	484	65	59	41	19	28	13	28	3	10

Trotz der jahrhundertelangen intensiven landwirtschaftlichen Nutzung des Gutlandes ist der prozentuale Anteil an Waldflächen mit 59% relativ hoch. Die Wälder finden sich vor allem an den steilen Hängen der Schichtstufen und auf den Buntsandsteinstandorten. Zwar überwiegen im Bitburger Gutland insgesamt Laubbaumarten, die Fichte stellt jedoch die verbreitetste Baumart dar.

4.4 Konsequenzen der Charakteristik des Untersuchungsraumes für die geplante satellitengestützte Waldinventur

Die naturräumliche Charakteristik des Untersuchungsraumes und die kulturhistorische Entwicklung der Wälder stellen für die geplanten Klassifikationen und Analysen eine besondere Herausforderung dar. Die naturräumliche Ausstattung und die hohe Variabilität des Regionalklimas sorgen für eine große Zahl unterschiedlichster Standortbedingungen. Die Unterschiede in der Länge der forstlichen Wuchszeit zwischen den klimatisch begünstigten Regionen Mittelrhein-, Mosel- und Ahrtal und den montan geprägten Höhenrücken der Eifel sorgen für zeitversetzte und verschiedenartige phä-

nologische Entwicklungen in den einzelnen Regionen. Die kleinräumige Struktur der Landschaft und die aus der kulturhistorischen Entwicklung resultierende Besitzersplitterung führen zu kleinflächig wechselnden Bewirtschaftungsarten und Besitzstrukturen der Eifelwälder.

Um unter diesen Voraussetzungen eine satellitengestützte Waldinventur gleichzeitig im gesamten Untersuchungsraum durchzuführen, ist die Entwicklung spezieller Strategieansätze erforderlich. Diese müssen die regionalen Standortunterschiede im Untersuchungsgebiet berücksichtigen und sich variabel an die verfügbaren Daten anpassen lassen.

5 Datengrundlage

Die Eigenschaften und Besonderheiten der Waldstandorte im Untersuchungsgebiet sollen durch die Anwendung verschiedener Klassifikations-, Verarbeitungs- und Analysemethoden erfasst werden. Als Eingangsdaten stehen Satellitenaufnahmen verschiedener Sensorsysteme (vgl. Tabelle 5.1), digitale Höhenmodelle, topographische und thematische Karten, digitale topographische Modelle und das Waldökologische Informationssystem des Landes zur Verfügung.

5.1 Satellitenbilddaten

Für die Untersuchung der kleinräumig strukturierten Mittelgebirgslandschaft der Eifel und den teilweise kleinparzellierten Beständen im Privatwald ist eine möglichst hohe geometrische Auflösung von Vorteil. Gleichzeitig muss der eingesetzte Sensor in der Lage sein, die typische Reflexionscharakteristik von photosynthetisch aktiver Vegetation möglichst exakt zu erfassen. Zur Auswahl stehen daher Daten der drei Sensorsysteme Landsat-TM (*Landsat Thematic-Mapper*), SPOT (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*) und ASTER (*Advanced Spaceborn Thermal Emission and Reflection Radiometer*).

Abbildung 5.1 zeigt einen Vergleich der Lage und Breite der Spektralkanäle der drei Sensorsysteme. Der zusätzlich in die Grafik eingetragene Verlauf einer typischen Reflexionssignatur von photosynthetisch aktiver Vegetation (in diesem Fall *Fagus Sylvatica*) zeigt die Fähigkeit der drei Sensorsysteme die typische Charakteristik von Vegetationsspektren zu erfassen. Dabei beträgt die geometrische Auflösung von Landsat-TM 30 x 30 m, die von SPOT-5 10 x 10 m (20 x 20 m bei dem ebenfalls operationellen Sensor SPOT-4) und bei ASTER 15 x 15 m (im VNIR-Subsystem).

Aufgrund ihrer hohen geometrischen und spektralen Auflösung eignen sich die Sensorsysteme SPOT-5 und ASTER besonders für die Durchführung der Studie zur satellitengestützten Waldinventur in der Osteifel. Da nur der südliche Teil des Untersuchungsgebietes von den verfügbaren SPOT-5 Szenen abgedeckt wird, konnten diese Daten nur für regionale Testklassifikationen verwendet werden.

Zum Einsatz in dieser Studie wurden wolken- und fehlerfreie Aufnahmen vom 26.06.2001 und von 06.04.2005 genutzt. Da es sich beim ASTER-Sensor um ein experimentelles System, mit zurzeit noch eingeschränkter Leistung handelt, konnten keine Aufnahmen in zeitlich dichter Abfolge beschafft werden. Die durch den Fünfjahreszeitraum entstehenden Probleme, wie Veränderungen in der Waldgeometrie, Durchforstung und Nutzungsänderungen wurden durch spezielle Vorverarbeitungsschritte minimiert. Gleichzeitig ist die multitemporale Analyse der Satellitenbilddaten unter Ausnutzung von phänologischen Unterschieden zwischen der Frühjahrs- und der Sommerszene Voraussetzung für die eindeutige Identifikation der unterschiedlichen Baumarten. Das Untersuchungsgebiet wird nicht vollständig durch den ASTER-Flugstreifen abgedeckt, so dass sich die Ausdehnung des operativen Untersuchungsgebietes von 5200 km² auf 4600 km² reduziert.

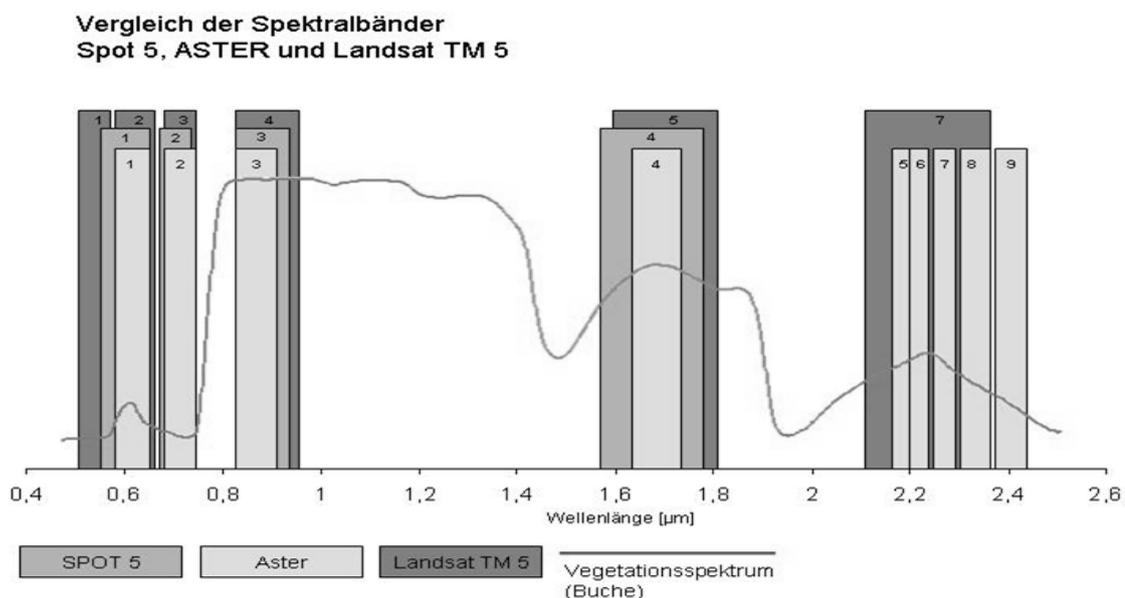
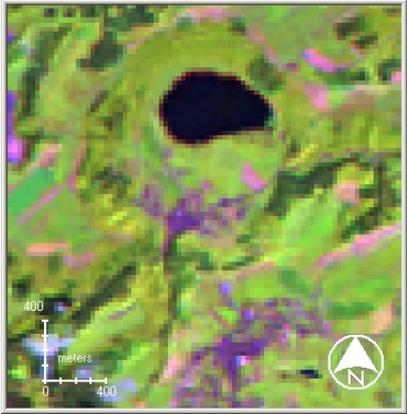
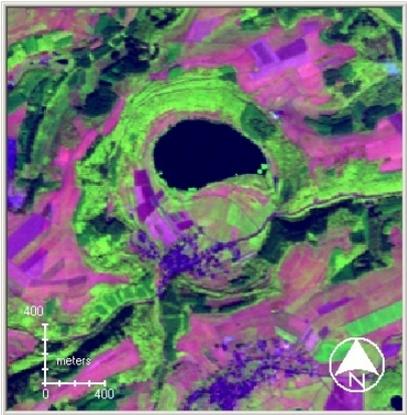
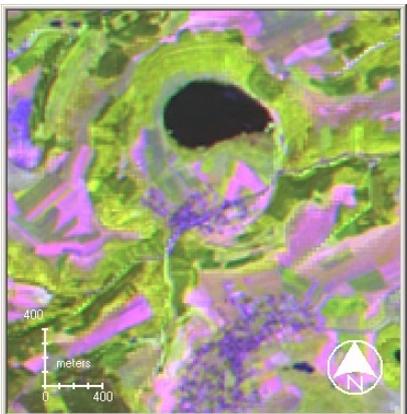


Abbildung 5.1 Kanalvergleich im kurzwelligen Infrarot zwischen Landsat TM 5, Landsat ETM+ und ASTER. Zur Kenntlichmachung der für forstliche Fragestellungen besonders relevanten Kanäle (im roten Spektralbereich, im Spektralbereich des nahen Infrarots und des mittleren Infrarots) ist das Vegetationsspektrum eines Rotbuchenblattes ergänzt.

Die durch den großen Abstand zwischen den Aufnahmetermi- nen entstandenen Einschränkungen werden durch den Informationsgewinn der multitemporalen Auswertung mehr als kompensiert. Die spezielle Sensorcharakteristik wird nachfolgend kurz vorgestellt.

Tabelle 5.1: Übersicht über die verfügbaren Satellitenbilddaten der Sensorsysteme Landsat-TM, ASTER und SPOT-5.

Sensor	Sensorcharakteristik	verfügbare Daten	Vergleich der räumlichen Auflösung am Beispiel des Meerfelder Maeres
<p>Landsat-TM (Thematic Mapper)</p>	<p>Multispektrales Aufnahmesystem mit Kanälen im Bereich des sichtbaren Spektrums (Blau, Grün, Rot), des nahen Infrarots (NIR), des mittleren Infrarots (MIR) und des thermalen Infrarots (TIR).</p> <p>Die geometrische Auflösung liegt bei 30x30 m (120x120 m im Thermalkanal).</p>	<p>14.08.2001 21.09.2003 31.03.2004 16.04.2004 07.09.2004</p>	 <p>Kanalkombination R/G/B = 5/4/3</p>
<p>SPOT-5 (Système Pour l'Observation de la Terre)</p>	<p>Optoelektronischer Zeilenscanner mit Kanälen im sichtbaren Spektrum (Grün und Rot), im nahen Infrarot (NIR) und mittleren Infrarot (MIR). Diese Kanäle verfügen über eine geometrische Auflösung von 10x10 bzw. 20x20 m. Ein zusätzlicher panchromatischer Kanal erreicht sogar eine Auflösung von 5x5 m.</p>	<p>03.08.2003 28.03.2004 (Nur Abdeckung für Süden des UG.)</p>	 <p>Kanalkombination R/G/B = 4/3/2</p>
<p>ASTER (Advanced Space borne Thermal Emission and Reflection Radiometer)</p>	<p>Aus drei unabhängigen optomechanischen Systemen aufgebauter Sensor. Die insgesamt 15 spektralen Kanäle, verteilt auf die drei Untersysteme, besitzen geometrische Auflösungen von: 15x15 m (VIS, NIR), 30x30 m (MIR), 90x90 m (TIR).</p>	<p>26.06.2001 06.04.2005</p>	 <p>Kanalkombination R/G/B = 4/3/2</p>

Das Advanced Spaceborn Thermal Emission and Reflection Radiometer wurde in Japan für das Ministry of Economy, Trade and Industry gebaut. Die Entwicklung des Designs, die Kalibrierung der Sensoren und die Validierung des Systems wurden von einem japanisch-amerikanischen Team durchgeführt. Der Sensor kann in 14 spektralen Bändern hochauflösende Bilddaten liefern. ASTER besteht aus drei unabhängigen Untersystemen, die für unterschiedliche Spektralbereiche zuständig sind, wie in Tabelle 5.2 zu erkennen.

Dadurch kann die Bodenauflösung der einzelnen Kanäle an das Energieniveau der jeweiligen Spektralbereiche angepasst werden. So ist ein Untersystem mit einer geometrischen Auflösung von 15 m für den Bereich des sichtbaren Lichtes und das nahe Infrarot zuständig, das zweite Untersystem nimmt mit 30 m Bodenauflösung im kurzwelligen Infrarot auf und das dritte Untersystem ist mit einer räumlichen Auflösung von 90 m für das thermale Infrarot zuständig (Abrahms, 2000).

Die besondere Eignung der ASTER-Satellitenbilddaten zur Ableitung von Forstinventurdaten wurde von Muukkonen & Heiskanen (2005) dokumentiert. Besonders die Lage der Spektralkanäle und die hohe geometrische Auflösung im VIS-Subsystem ermöglichen die Prognose von Forstvariablen. Als limitierender Faktor beim Einsatz der ASTER-Satellitenbilddaten gilt die geringe Bildgröße einer Vollszene von nur 60 x 60 km.

Ebenfalls auf der Basis von ASTER-Daten wurde von Bahri et al. (2007) eine Kartierung der Hauptbaumarten im mittleren Atlas durchgeführt. Die eingesetzte spektrale Entmischungsanalyse führte zu hohen Genauigkeiten bei der spektralen Trennung.

Heiskanen (2005) nutzte ASTER-Satellitenbilddaten, um für Birken-Bergwälder in Nord-Finnland Blattflächenindizes und Biomasse abzuleiten.

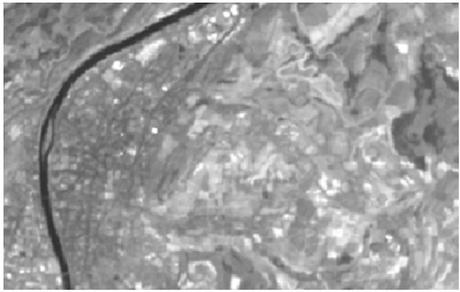
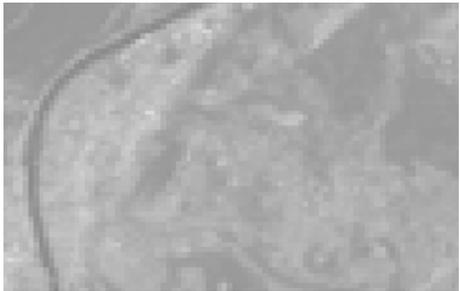
Auch bei der Kartierung von Waldbrandrisikogebieten wurden in verschiedenen Projekten erfolgreich ASTER-Daten eingesetzt (Falkowski et al., 2005).

Marçal et al. (2005) setzten segmentierte ASTER-Szenen für eine Aktualisierung der Landbedeckungskarten für Südportugal ein. Die insgesamt hohe Gesamtgenauigkeit bei der spektralen Trennung der einzelnen Landbedeckungsklassen (über 72%) wurde durch die geringen Genauigkeiten bei den zu trennenden Waldklassen (zwischen 7% und 77%) relativiert. Für ihre Klassifikation verwendeten Marçal et al. (2005) allerdings nur Satellitenbilddaten eines Aufnahmezeitpunktes und konnten so phänologische Unterschiede während der forstlichen Wachstumsperiode nicht berücksichtigen.

Das Hauptziel der ASTER-Mission soll die Verbesserung unseres Verständnisses für die Prozesse auf der Erdoberfläche, in der Erdatmosphäre und die komplexen Wechsel-

wirkungen zwischen den verschiedenen Sphären auf lokalem und regionalem Maßstab sein (Yamagushi et al., 1998).

Tabelle 5.2 Aster Sensorcharakteristik (Quelle: Abrahms et al., 2002, verändert).

Subsystem	Kanal	Spektralbereich [μm]	geometrische Auflösung (veranschaulicht am Bildausschnitt „Trier“)
VNIR	1	0,52 – 0,60	 15 x 15 m
	2	0,63 – 0,69	
3N	0,76 – 0,86 (nadir)		
3B	0,76 – 0,86 (rückwärts gerichtet)		
SWIR	4	1,600 – 1,700	 30 x 30 m
	5	2,145 – 2,185	
	6	2,185 – 2,225	
	7	2,235 – 2,285	
	8	2,295 – 2,365	
	9	2,360 – 2,430	
TIR	10	8,125 – 8,475	 90 x 90 m
	11	8,475 – 8,825	
	12	8,925 – 9,275	
	13	10,25 – 10,95	
	14	10,95 – 11,65	

Der spezielle Aufbau des Sensors und die Charakteristik der Subsysteme erlauben es ein breites Spektrum von Fragestellungen zu bearbeiten. Zusammenfassen lassen sich die Anwendungsgebiete des ASTER-Sensors wie folgt:

- Landoberflächen- und Landbedeckungsveränderungen
- Landoberflächenklimatologie
- Vegetations- und Ökosystemdynamik

- Geologie und Böden
- Gefahrenmonitoring von Vulkanen, Feuer, Überschwemmungen und Erdbeben
- Hydrologie
- Kohlenstoffzyklen in marinen Ökosystemen
- Aerosole und Wolkenuntersuchungen

Eine der Hauptaufgaben des Sensors - die Überwachung der Landnutzung auf lokaler und regionaler Ebene - zielt darauf ab, Aufforstungen und Einschläge im Wald, Desertifikation, Wasserstandsänderungen in Seen, Vegetationsänderungen, Gletscherstandsschwankungen und vulkanische Aktivitäten und Prozesse zu dokumentieren. Für dieses Aufgabenfeld bieten sich die Subsysteme VNIR und SWIR, die den Spektralbereich von 0,52µm bis 2,45µm abdecken, sowie der Einsatz des rückwärtsgerichteten Sensors zur Erstellung von Höhenmodellen an (Yamagushi et al., 1998).

Der Sensor ist dank seiner Kanäle im mittleren und thermalen Infrarot auch in der Lage Wolken zu beobachten. Durch die breite spektrale Abdeckung, die hohe räumliche Auflösung und die Stereoeigenschaften des rückwärtsgerichteten Sensors, können Daten zur Wolkenmenge, Wolkentyp, räumlichen Verteilung der Wolken, der Wolkenmorphologie und den Strahlungseigenschaften von Wolken erhoben werden. Über diesen Weg liefert ASTER Messwerte, die ideal die Lücke zwischen Feldanalysen und den von MODIS und MISR gelieferten Daten schließen und so zu einem wertvollen Bestandteil eines komplexen Monitorkonzeptes werden. Zur Erhebung dieser Daten werden alle Subsysteme des Sensors eingesetzt (Yamagushi et al., 1998; Abrahms et al., 2002).

Eine weitere Aufgabe des Sensors liegt im Messen von Oberflächentemperaturen. Ein Schwerpunkt der Temperaturdatenauswertung liegt speziell in der Analyse von Siedlungen und urbanen Großräumen. Es werden des Weiteren oberflächennahe Wärmeströme, latente Wärmeströme und Bodenwärmeströme untersucht. Der Sensor wurde für diese Fragestellungen ausgerüstet um Daten zu sammeln, die zu einem besseren Verständnis der Wechselwirkungen zwischen Oberfläche und Atmosphäre beitragen. Zum Einsatz kommt hierbei das TIR-Subsystem, das in einem Spektralbereich von 8,125 bis 11,65 µm arbeitet, allerdings nur noch eine räumliche Auflösung von 90 m besitzt (Yamagushi et al., 1998; Abrahms et al., 2002).

5.2 Daten des amtlichen topographisch-kartographischen Informationssystem (ATKIS)

Das Amtlich Topographisch-Kartographische Informationssystem (ATKIS) wurde 1989 von der AdV (Arbeitsgemeinschaft der Vermessungsverwaltungen der Länder der Bundesrepublik Deutschland) als deutschlandweiter einheitlicher Standard beschlossen und stellt digitale topographische Basisinformationen im mittel- bis kleinmaßstäblichen Bereich dar. Seit seiner Einführung wurde das Gesamtkonzept und Design stetig erweitert. Aktuell bemüht man sich um die Harmonisierung mit den Daten des Automatischen Liegenschaftskataster (ALK) (Bill & Zimmermann, 2000).

Durch ATKIS wird die Landschaft nach topographischen Gesichtspunkten gegliedert und in digitaler Form beschrieben. Basierend auf einer hierarchischen Klassifikation der Landschaft, werden die Objektattribute im ATKIS-Objektartenkatalog (ATKIS-OK) abgelegt (Grünreich, 1992). Dieser Katalog gliedert sich in sechs Objektbereiche, die in 19 Objektgruppen unterteilt und wiederum über Objektarten beschrieben werden. So gehört beispielsweise ein Laubwald zum Objektbereich „Vegetation“, zur Objektgruppe „Vegetationsfläche“ und zur Objektart „Wald, Forst“. Über verknüpfte Attributdaten wird schließlich zwischen Laub- und Nadelholz unterschieden. Die Geometrie der Objekte wird über Punkte, Linien und Flächen verwaltet (Adv – Arbeitsgemeinschaft der Vermessungsverwaltungen der Länder der Bundesrepublik Deutschland, 2002).

5.3 Daten des waldökologischen Forstinformationssystems (Wöfis)

Seit 1992 wird im Auftrag der Länderkooperation FORST-GIS (Baden-Württemberg, Niedersachsen, Hessen, Rheinland-Pfalz, Thüringen und Sachsen) ein Geographisches Informationssystem für forstwirtschaftliche Anwendungen als Werkzeug für das Management geographischer und forstlicher Daten und die Kartenproduktion entwickelt (Landesforstverwaltung Rheinland-Pfalz, 1999).

Ausgehend von GIS-Produkten der Firma ESRI wurde die Forst-Fachschale „FOGIS“ entwickelt, die als einfach zu bedienende Nutzeroberfläche auch Sachbearbeitern mit geringen EDV-Kenntnissen die Bearbeitung von komplexen geographischen Daten ermöglicht.

In ihrer derzeitigen Entwicklungsstufe deckt die Forstfachschaale die Bereiche Erfassung, Visualisierung, Datenverwaltung sowie die Integration von Schnittstellen zu an-

deren Datenbanken ab. Integriert sind damit die Bereiche: Forsteinrichtung, Standortkartierung, Waldbiotopkartierung, Waldfunktionen, Liegenschaftskarte und Wegeinformationen.

Die beteiligten Landesforstverwaltungen realisierten im Laufe der Entwicklungen länderspezifische Anpassungen und Erweiterungen des ursprünglichen Systems. Die Landesforstverwaltungen Thüringen und Rheinland-Pfalz nutzen gemeinsam das forstliche Umwelt-Geo-Informationssystem „WÖFIS“. Über das FOGIS-Derivat „WÖFIS“ lassen sich forstlich und ökologisch relevante Daten erfassen, verarbeiten, verwalten und visualisieren.

Für den Freistaat Thüringen stehen zurzeit flächendeckend zur Verfügung:

- Forstgrundkarte (Informationen über forstliche Betriebseinteilung und Waldbesitzer)
- Waldfunktionen-Karte (dokumentiert Wald mit besonderen Funktionen. z.B. Naturschutzgebiete, Wasserschutzgebiete, Erosions-, Immissions- und Lärmschutzwälder, Wälder mit besonderem Erholungswert, Naturdenkmäler, geschützte Landschaftsteile)
- Standortkarte (enthält forstlich wichtige Informationen über Klimaverhältnisse, Bodenfruchtbarkeit und Wasserversorgung der Waldstandorte; daraus abgeleitet werden Empfehlungen über die potentiell möglichen Baumarten des Standortes)
- Baumartenkarte (bestandsweite Darstellung der Baumartenzusammensetzung und des Alters der Bäume)
- Waldbiotop-Karte (Darstellung einzelner Biotope und Angaben über deren Eigenschaften, des Vorkommens von Pflanzen und Tieren, ihrer Schutzwürdigkeit und Vorschläge für Maßnahmen zur weiteren Biotopentwicklung)
- Karte der Forstwege (Lage, Bedeutung und Zustand der Waldwege)

Um eine Integration aller Daten der Landesforstverwaltung in einer Datenbank zu erreichen, ist ein weiteres modular aufgebautes Forst-Informationssystem in das „WÖFIS“ implementiert. Dies ermöglicht der Landesforstverwaltung ihre speziellen Aufgaben der Flächenverwaltung und der Betriebsführung über ein Informationssystem zu erfüllen. Die Module ermöglichen die Betriebsbuchführung, Holzbuchführung, Jagdbuchführung, Auftragsverwaltung, Lohnabrechnung und die Berichts- und Controllingführung (Schnellbächer, 2000).

Über diesen Ansatz wird auch eine Transparenz bei den Leistungsarten, Prozessen, Produkten und den zugehörigen Kostenstrukturen der Landesforstverwaltung gewährleistet (Chamara et al., 2002). Im Rahmen der Projektarbeit wurde die WÖFIS-

Version mit den Ergebnissen der Forsteinrichtung des Jahres 2005 eingesetzt. Die Datenbank umfasst 47 Attribute zu Waldfunktionen und Umweltvorsorge sowie 46 Attribute zu den einzelnen im Waldort vorkommenden Baumarten.

5.4 Weitere topographische und thematische Daten

Für die geometrische Korrektur und die topographische Normalisierung der Satellitenbilddaten sowie für topographische und morphologische Analysen im Untersuchungsgebiet wurde ein digitales Höhenmodell der Vermessungs- und Katasterverwaltung Rheinland-Pfalz mit einer räumlichen Auflösung von 20 x 20 m eingesetzt. In den Randbereichen von Rheinland-Pfalz ergänzt durch ein 90 x 90 m SRTM-Höhenmodell.

Zur genauen räumlichen Verortung der Satellitenbilddaten stehen topographische Karten im Maßstab 1:25.000 des Untersuchungsgebietes zur Verfügung.

Zur thematischen Beschreibung des Untersuchungsgebietes stehen geologische Karten, Karten der naturräumlichen Einheiten und Karten der forstlichen Wuchsgebiete zur Verfügung.

Da bei der Arbeit in Waldökosystemen auch deren historische Entwicklung von Interesse ist, sollen in der vorliegenden Studie auch die historischen Kartenblätter der Kartenaufnahme der Rheinlande durch Tranchot und von Müffling zwischen 1803 und 1820, die für das Untersuchungsgebiet flächendeckend verfügbar sind, eingesetzt werden.

Als zusätzliche Referenzinformation findet das von den Landesforsten Rheinland-Pfalz entwickelte „Poly-GIS“ Verwendung. Dieses System verbindet über eine einfache Bedienoberfläche die Sachinformationen des oben beschriebene Waldökologischen Forstinformationssystem (Wöfis) mit hochauflösenden Luftbildern. Diese Informationsebene ist ebenfalls flächendeckend im gesamten Untersuchungsgebiet verfügbar.

6 Datenaufbereitung und Vorprozessierung

Um Satellitenbilddaten unterschiedlicher Aufnahmezeitpunkte gemeinsam zu analysieren sind folgende Arbeitsschritte zur Datenaufbereitung und Vorprozessierung notwendig (vgl. Abbildung 6.1):

- Aus der speziellen Sensorcharakteristik der verwendeten ASTER-Satellitenbilddaten ergibt sich die Notwendigkeit einer Datenfusion zur Übertragung der hohen geometrischen Auflösung des VNIR-Subsystems auf die Kanäle des SWIR-Subsystems.
- Um zu gewährleisten, dass Unterschiede im Reflexionssignal nur durch unterschiedliche Oberflächeneigenschaften verursacht werden, ist eine Korrektur der atmosphärischen Störeinflüsse und Beleuchtungsunterschiede nötig.
- Die multitemporale bzw. multiphänologische Auswertung von Satellitenbilddaten sowie die Analyse und Verwendung weiterer topographischer und thematischer Daten erfordert eine pixelgenaue geometrische Verortung der Satellitenbilddaten und die Korrektur von geometrischen Verzerrungen und topographiebedingten Lagefehlern.
- Durch die Maskierung aller Nichtwaldflächen im Untersuchungsgebiet und durch eine lineare Transformation der verwendeten Bilddaten können die Satellitenbilddaten für die multispektrale Klassifikation optimiert, redundante Information beseitigt und das gesamte Datenvolumen reduziert werden.

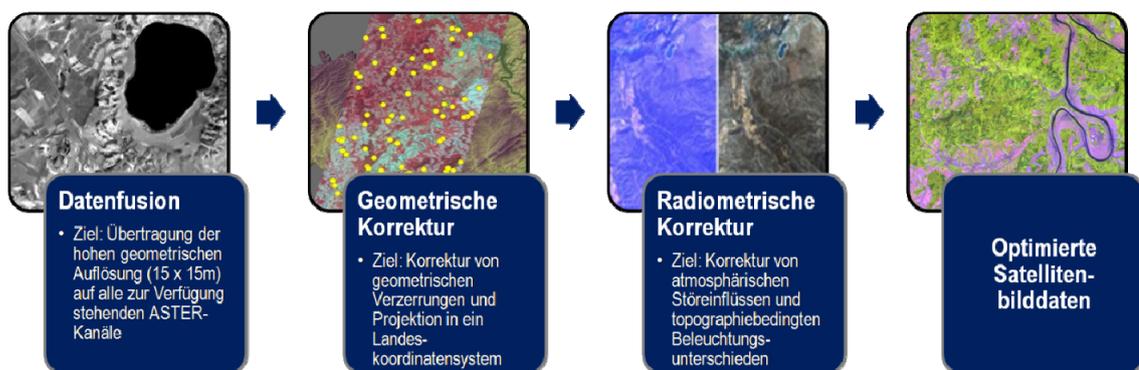


Abbildung 6.1: Prozessierungskette zur Vorverarbeitung der Satellitendaten.

Die sorgfältige Aufbereitung und Vorprozessierung der Satellitenbilddaten und Dokumentation der Arbeitsschritte ist die Grundlage für die Genauigkeit sämtlicher nachfolgenden Analyseschritte, sichert die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse und die Übertragbarkeit der entwickelten Methoden auf andere Untersuchungsgebiete oder Daten Grundlagen und ermöglicht den Austausch von Daten mit anderen Nutzern bzw. die Verwendung von Daten aus anderen Quellen.

6.1 Fusion der Satellitenbilddaten der ASTER-Subsysteme

Der Fernerkundung stehen verschiedenste Sensoren und Aufnahmesysteme zur Verfügung, die sich hinsichtlich ihrer geometrischen, radiometrischen, spektralen und temporalen Auflösungen unterscheiden.

Gängige Anwendungen und Auswertungsstrategien beruhen aber auf einer gleichzeitigen Bearbeitung von Satellitenbilddaten unterschiedlicher Sensoren.

Ebenso stellt oft die zu geringe räumliche Auflösung multispektraler Sensorsysteme eine Limitierung für verschiedene Anwendungen dar. So haben viele Anwender verschiedenster Disziplinen ein generelles Interesse an Satellitenbildern mit einer geometrischen Auflösung vergleichbar derer von Luftbildern. Vor allem für einen Einsatz in der Forstwirtschaft reichen die Auflösungen der gängigen operationellen Systeme häufig nicht aus.

Im Hinblick auf heute zur Verfügung stehender Satellitensysteme mit hohen räumlichen Auflösungen wächst das Interesse an Techniken, um Satellitenbilddaten verschiedener Sensoren zur Erhöhung der geometrischen Auflösung miteinander zu fusionieren und so die Vorteile der einzelnen Sensorkonzepte zu verknüpfen. Ziel dabei ist die Kombination von multispektralen Daten mit moderater geometrischer Auflösung mit Datensätzen hoher geometrischer Auflösung.

Basierend auf der Prozessierungsstufe, auf der die Bildfusion durchgeführt wird, lassen sich drei verschiedene Datenfusionstypen unterscheiden. Zum einen die Datenfusion auf Pixelebene (low level fusion), die auf der Kombination mehrerer Datenquellen zur Erzeugung eines neuen Datensatzes mit höherem Informationsgehalt beruht.

Einen weiteren Ansatz stellt die Fusion auf Feature-Ebene dar. Dabei werden Feature-Datensätze, die beispielsweise Kanten, Ecken, Linien oder Texturparameter beschreiben können, abgeleitet oder aus anderen Quellen übernommen. Die Feature-datensätze werden anschließend zur Erhöhung der geometrischen Auflösung der multispektralen Satellitenbilddaten mit diesen fusioniert (Pohl & Touron, 1999)

Die Decision-Fusion stellt den dritten Fusionsansatz dar. Hierbei beruht die Fusion auf einer Kombination von Entscheidungen aus unterschiedlichen Expertensystemen.

In der Praxis werden vor allem Fusionsansätze gewählt, die auf Pixelniveau ansetzen.

Zur Durchführung der Bildfusion steht dem Nutzer eine Reihe von unterschiedlichen Fusionstechniken zur Verfügung. Pohl (1999) unterscheidet sechs Fusionstechniken, die im Folgenden kurz vorgestellt werden sollen:

RGB-Farbkomposite: Durch die Kombination von verschiedenen Kanälen in der RGB-Darstellung der gängigen Fernerkundungs-Softwarepakete wird der Informationsgehalt des Bildes gegenüber der alleinigen Betrachtung eines Grauwerte-Kanals erhöht. Je nach thematischer Fragestellung erfolgt eine spezielle Kombination der Bildkanäle, um ein Maximum an Information zur visuellen Bildinterpretation zur Verfügung zu haben. Auch ist eine direkte Manipulation der Look-Up-Table zur Verbesserung der Interpretationsmöglichkeiten durchführbar. Dieser Ansatz stellt allerdings nur eine Manipulation bzw. Kombination von Bild-Kanälen und nicht eine wirkliche Fusion von Datensätzen dar (Pohl, 1999).

Intensity-Hue-Saturation Transformation: Der IHS-Farbraum stellt ein farbmetrisches System dar, das durch Intensität (I), Farbton (H) und Sättigung (S) definiert ist. Die IHS-Transformation beruht auf der Übertragung eines RGB-Datensatzes in den IHS-Farbraum. Die IHS-Transformation trennt dabei effektiv den spektralen- (H, S) vom räumlichen (I) Informationsgehalt. Zur Verbesserung der räumlichen Auflösung des multispektralen Datensatzes wird der Intensitätskanal durch einen panchromatischen, räumlich hochauflösenden Bilddatensatz ersetzt. Durch eine abschließende reverse Transformation wird der nun hochaufgelöste Intensitätskanal mit Hue- und Saturation-Kanälen kombiniert und erzeugt wieder einen multispektralen, jetzt räumlich hochaufgelösten, RGB-Datensatz (Haydn et al., 1982; Carper et al., 1990; Zhang, 2004).

Arithmetische Transformationen: Zur Datenfusion mittels arithmetischer Funktionen wurde eine Vielzahl von Ansätzen entwickelt. Durch die Wahl geeigneter Wichtungs- und Skalierungsfaktoren kann bei der Kombination von multispektralen mit panchromatischen Datensätzen das Ergebnisbild beeinflusst und verbessert werden. Gängige Verfahren sind dabei Ratio-Bildungen wie SVR (Synthetic Variable Ratio) und RE (Ratio Enhancement), sowie die Brovey Transformation (Roller & Cox, 1980; Hallada & Cox, 1983), *high frequency addition method* (HFA) und *high frequency modulation method*

(HFM oder Sparkle) . Bei dieser Transformation werden die niedrig aufgelösten Originalkanäle direkt mit einem geometrisch hochaufgelösten Datensatz multipliziert und anschließend die Produkte mit der Gesamtsumme der einzelnen multispektralen Bildkanäle dividiert. Die SVR- und RE-Verfahren funktionieren ähnlich, erreichen aber eine höhere Qualität durch eine differenzierte Berechnung der Gesamtsumme des multispektralen Datensatzes (Roller & Cox, 1980; Filiberti et al., 1994; Vrabel, 1996; Laporterie-Déjean, 2003).

Hauptkomponenten-Analyse: Die Hauptkomponenten-Analyse ist eine Standardmethode der digitalen Bildverarbeitung und dient in erster Linie zur Datenreduktion durch Entfernung redundanter Information aus multispektralen Datensätzen. Durch Drehung und Verschiebung der Koordinatenachsen im n-dimensionalen Merkmalsraum soll ein Höchstmaß an spektralen Unterscheidungsmerkmalen erreicht werden. Über eine lineare Transferfunktion werden die stark korrelierten multispektralen oder multivariaten Daten in einen unkorrelierten Datensatz überführt, der eine alternative Beschreibung des Originaldatensatzes darstellt. Im Einsatz zur Verbesserung der geometrischen Auflösung wird die erste Hauptkomponente, die die Information enthält, die für alle Bänder gleich ist, durch einen hochauflösenden panchromatischen Kanal ersetzt, dessen Bildstatistik zuvor an die der ersten Hauptkomponente angepasst wurde (histogramm matching). Über eine abschließende inverse Hauptkomponenten-Transformation werden die Hauptkomponenten wieder in den originalen Datenraum überführt. Dieses Verfahren wird auch als Hauptkomponenten-Austausch oder *principal component substitution* (PCS) bezeichnet (Shettigara, 1992; Zhang, 2004).

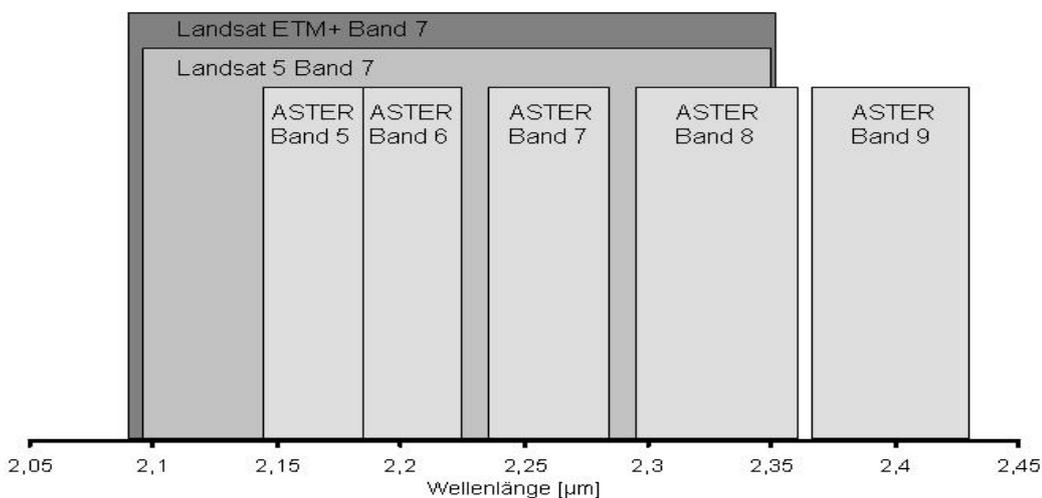
Wavelet-Transformation: Dieses ursprünglich aus der Signalverarbeitung stammende Verfahren beruht auf dem Prinzip einer Multiskalen-Analyse. Durch eine Wavelet-Transformation findet eine Datenreduktion statt, vergleichbar der bei Hauptkomponenten-Analysen und Fourier-Transformationen. Die eigentliche Transformation erfolgt durch die Zerlegung des Originalbildes in einen „glatten“ (g) und einen „detaillierten“ (d) Anteil. Nach der Speicherung von (d) erfolgt eine weitere Zerlegung von (g), wiederum in einen glatten und einen detaillierten Anteil. Die beschriebene Zerlegung erfolgt durch Anwendung von Wavelets, die jeweils durch eine Funktion beschrieben werden. Ein gängiges Verfahren zur Verbesserung der räumlichen Auflösung über die Anwendung von Wavelet-Transformationen stellt die ARISIS-Methode (Amélioration de la résolution spatial par injection de structure) dar. Dabei wird das räumlich hochauflösende Satellitenbild über eine Wavelet-Transformation in zwei Ebenen zerlegt. Die erste Informationsebene enthält dabei die Angaben, die später in den mul-

tispektralen Bilddatensatz übertragen werden sollen und wird durch drei Wavelet-Koeffizienten-Blöcke beschrieben, die beispielsweise die Daten zu den horizontalen, vertikalen und diagonalen Bildanteilen enthalten (Yocky, 1996). Für jeden Koeffizienten-Block werden statistische Modelle errechnet, die den Zusammenhang zwischen den Informationsebenen abbilden. Zwischen dem anschließend ebenfalls Wavelet-transformierten multispektralen Bilddatensatz und dem hochaufgelösten Daten wird die erste Informationsebene ausgetauscht. Durch eine reverse Wavelet-Transformation wird abschließend der Informationsgehalt übertragen und eine geometrisch verbesserte Auflösung erreicht (Garguet-Duport et al., 1996; Beaulieu et al., 2003; Laporterie-Déjean, 2003).

Lineare Regressionsanalyse: Zu dieser statistischen Methode existieren verschiedene Ansätze, näher beschrieben soll allerdings nur der Ansatz über lokale Korrelationen von Hill et al. (1999) werden. Diese Methode basiert auf Arbeiten von Tom et al. (1984), Tom und Carlotto (1985) und Tom (1986), der die Technik sowohl zur Datenfusion, als auch zur Reduktion von Bildrauschen einsetzte. Hill et al. (1999) konzentrierten ihre Arbeit auf den Einsatz der Technik zur Verbesserung der räumlichen Auflösung von Satellitenbilddaten mit Hilfe von hochauflösenden panchromatischen Datensätzen. Die Methode beruht dabei auf der Tatsache, dass Übergänge und Kanten zwischen Objekten in den meisten Spektralbereichen identisch sind und nur in Stärke und Polarität variieren (Schowengerdt, 1980; Tom, 1986). Bei der Wahl eines ausreichend kleinen Analysefensters garantieren die Ähnlichkeiten von Kanten und Übergängen lokale Korrelationen zwischen unterschiedlichen spektralen Bändern, selbst wenn keine globale Korrelation zwischen den Datensätzen existiert. Im Einsatz zur Verbesserung der geometrischen Auflösung wird ein auf die Auflösung der multispektralen Bilddaten degradierter panchromatischer Kanal genutzt. Zwischen diesem und den einzelnen Kanälen des multispektralen Datensatz werden lokale Korrelationen identifiziert. Die berechneten lokalen Korrelationskoeffizienten und Residuen können anschließend auf die korrespondierenden Flächen im hochaufgelöstem Datensatz angewendet werden (Tom & Carlotto, 1985; Tom et al., 1985; Hill et al., 1998, 1999).

6.1.1 Durchführung der Datenfusion mit Hilfe des Local Correlation Approach

Für diese Arbeit wurde der *Local Correlation Approach* zur Datenfusion und Verbesserung der räumlichen Auflösung von ASTER-Daten genutzt. Diese Daten liegen je nach Subsystem in drei unterschiedlichen Auflösungen vor (vgl. Tabelle 5.1).



Sensorsystem	Band	Zentrale Wellenlänge in µm	Bandbreite in nm	Spektralbereich in µm	
				von	bis
Landsat TM 5	7	2,223	252	2,097	2,349
Landsat ETM+	7	2,22	260	2,09	2,35
ASTER	5	2,16	40	2,145	2,185
ASTER	6	2,20	40	2,185	2,225
ASTER	7	2,265	50	2,235	2,285
ASTER	8	2,33	70	2,295	2,365
ASTER	9	2,395	70	2,36	2,43

Abbildung 6.2: Kanalvergleich im mittleren Infrarot ($\lambda = 1,3$ bis $2,5 \mu\text{m}$) zwischen Landsat TM 5, Landsat ETM+ und ASTER.

Ziel der Datenfusion war die Verbesserung der geometrischen Auflösung von Kanälen des SWIR-Subsystems. Durch die Kombination der einzelnen Spektralkanäle aus den Subsystemen VNIR und SWIR kann ein ähnlicher Spektralbereich abgedeckt werden wie durch den Landsat-TM-Sensor. Dies ermöglicht einen direkten Vergleich der

Datensätze beider Sensoren, eine Anwendung erprobter Methoden auf die ASTER-Daten und eine gemeinsame Analyse und Interpretation.

Da das ASTER-System nicht über einen eigenen zusätzlichen panchromatischen Kanal verfügt, wie etwa SPOT 5 und Landsat 7 ETM+, wurde in einem ersten Arbeitsschritt ein Mittelwertkanal aus den ersten drei Kanälen des VNIR-Subsystems gebildet. Dieser Mittelwertkanal verfügt über eine geometrische Auflösung von 15 m und deckt einen Spektralbereich von 0,52 – 0,86 μm ab.

Für eine Datenfusion zur Erhöhung der geometrischen Auflösung wurden aus dem SWIR-Subsystem die Kanäle 4 -7 ausgewählt, wobei Kanal 4 einzeln und die Bänder 5 – 7 als Mittelwertkanal in die Prozessierung eingingen. Das SWIR-Subsystem verfügt im mittleren Infrarot über fünf Kanäle mit geringen Bandbreiten (40 – 70 nm), die in ihrer Anzahl und spektralen Auflösung keinen Mehrgewinn an Information bei der Forstfernerkundung bringen. Um einen Datensatz, ähnlich dem der Landsat-Systeme zu erhalten, wurden die Kanäle Aster-5 bis Aster-7 ausgewählt und zu einem Mittelwertkanal fusioniert. Abbildung 6.2 zeigt die Lage der einzelnen Bänder im mittleren Infrarot im Vergleich zu denen der Landsat-Systeme. Es ist zu erkennen, dass mit der gewählten Kanalkombination die Band-Charakteristik von Landsat-TM / ETM+ annähernd nachgebildet werden konnte. Dadurch wird ein direkter Vergleich der ASTER-Daten mit Landsat-TM und ETM+ Bilddaten möglich.

Der Ansatz zur Datenfusion basierend auf lokalen Korrelationen, (Hill et al., 1999) beruht auf der Tatsache, dass Grenzen und Übergänge zwischen verschiedenen Objekten und Materialien in den meisten Spektralbereichen existieren und sich nur in Stärke und Polarität unterscheiden. So kann auch bei einer nicht vorhandenen globalen Korrelation zwischen den zu fusionierenden Datensätzen mit Hilfe eines ausreichend kleinen Suchfensters eine lokale Korrelation vorausgesetzt werden.

In einem Vorverarbeitungsschritt wird der geometrisch hochaufgelöste panchromatische Kanal auf die Auflösung des multispektralen Datensatzes degradiert. Genutzt wurde dazu ein im Softwarepaket „Erdas-Imagine“ integrierter Degradations-Algorithmus. Anschließend wurde ein Gauß'scher Tiefpassfilter mit einer 5x5 Pixel Fenstergröße angewendet, um geometrische Artefakte („Treppe“) aus den Daten zu entfernen.

Im nächsten Arbeitsschritt werden die vorbereiteten Datensätze, ein Band des SWIR-Subsystems und das auf dessen räumliche Auflösung degradierte VNIR-Mittelwertband, durch das Programm „Enhance“ (Hill et al., 1999) über ein 5x5 Pixel großes moving-window auf lokale Regressionen hin untersucht. Dabei werden die optimalen lokalen Modell-Koeffizienten und Residuen der jeweiligen Fensterumgebung abgeleitet.

dadurch gilt:

$$multi_j^{low} = a_j^{low} + b_j^{low} * pan^{low} + e_j^{low} \quad 6.1$$

$$e = multi_j^{low} - (a_j^{low} + b_j^{low} * pan^{low}) \quad 6.2$$

wobei a_j^{low} und b_j^{low} die abgeleiteten Regressionskoeffizienten und e_j^{low} die Residuen darstellen. $multi_j^{low}$ entspricht in diesem Fall einem Kanal des SWIR-Subsystems und pan^{low} dem berechneten und auf die niedrigere geometrische Auflösung *degradierten* VNIR-Mittelwertkanal.

Im abschließenden Arbeitsschritt wird die verbesserte geometrische Auflösung für den SWIR-Kanal berechnet, indem die optimalen lokalen Modellkoeffizienten zusammen mit dem originalen VNIR-Mittelwertkanal nach folgender Formel angewendet werden:

$$multi_j^{high} = a_j^{low} + b_j^{low} * pan^{high} + e_j^{low} \quad 6.3$$

beziehungsweise, wenn e_j^{low} durch Formel 6.4 ersetzt wird:

$$multi_j^{high} = multi_j^{low} + b_j^{low} * (pan^{high} - pan^{low}) \quad 6.4$$

dabei entspricht $multi_j^{high}$ dem berechneten SWIR-Kanal mit höherer geometrischer Auflösung und pan^{high} dem originalen VNIR-Mittelwertkanal.

Die zur Bildfusion nötigen Arbeits- und Berechnungsschritte sind in Abbildung 6.3 noch einmal zusammengefasst.

Als Ergebnis des Bildfusionsprozesses steht ein neuer Datensatz zur Verfügung, dessen spektraler Informationsgehalt nahezu unverändert ist, während die geometrische Auflösung auf das Niveau des höher aufgelösten VNIR-Mittelwertkanals verbessert werden konnte. Abbildung 6.4 zeigt einen Ausschnitt des Eingangsdatensatzes (geometrische Auflösung 30 x 30 m) und das Ergebnis der Bildfusion mit einer geometrischen Auflösung von 15 x 15 m.

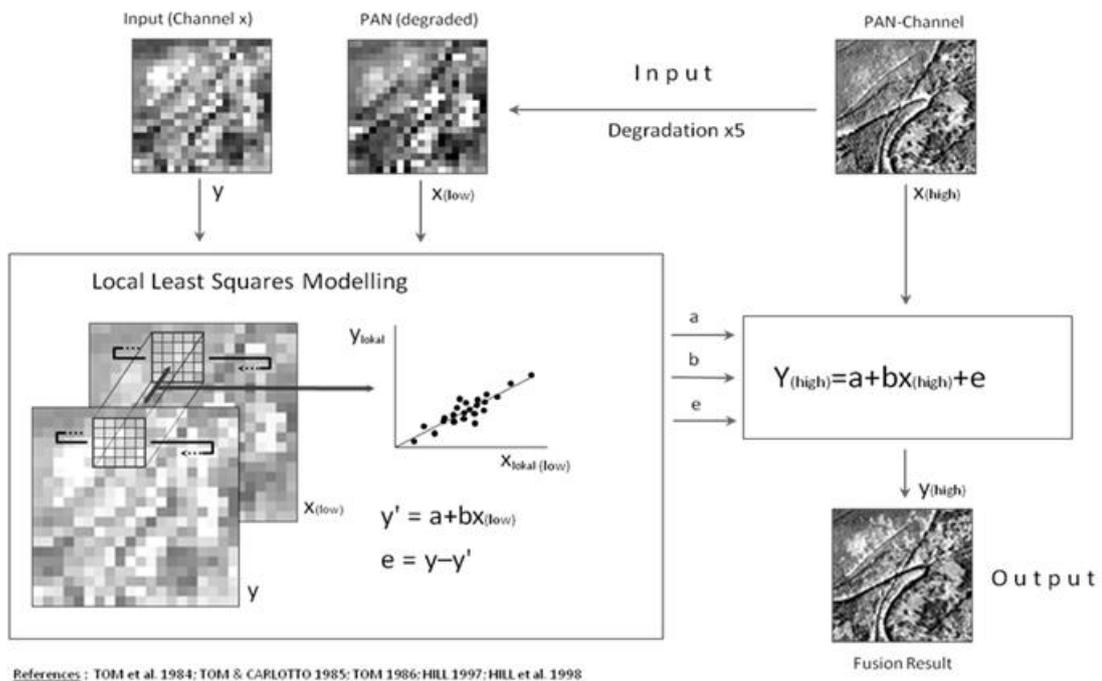


Abbildung 6.3: Bildfusion durch local correlation modelling (LCM) Quelle: Hill et al. (1999).

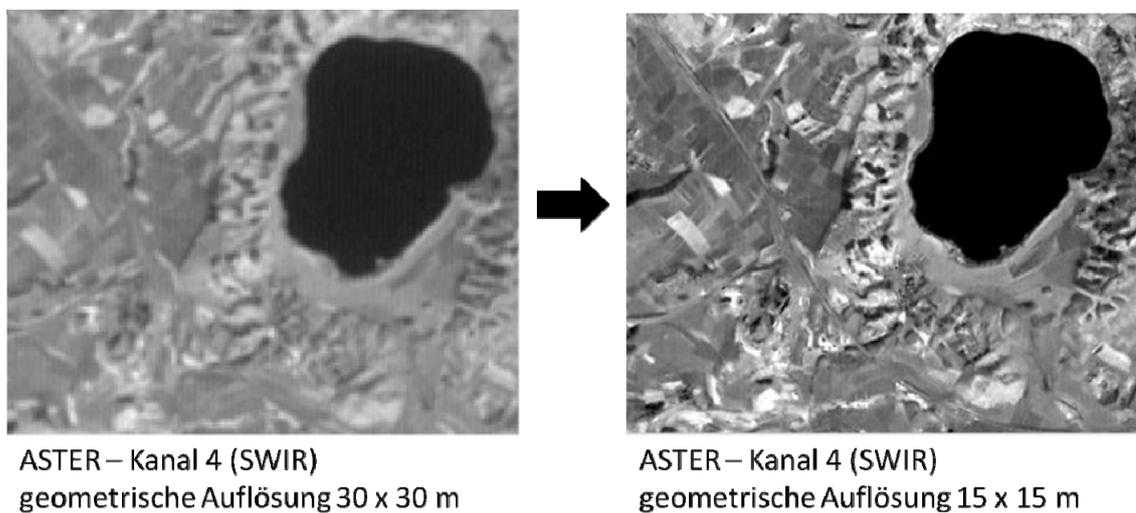


Abbildung 6.4: Ergebnis des Bildfusionsprozesses am Beispiel eines Bildausschnitts um den Laacher Sees. Rechts: Eingangsdatensatz mit 30 x 30 m geometrischer Auflösung. Links: Ergebnis des Bildfusionsprozesses mit der auf 15 x 15 m verbesserten geometrischen Auflösung.

6.2 Geometrische Korrektur der Satellitenbilddaten

Unter dem Oberbegriff geometrische Korrektur werden zwei Prozessierungsschritte zusammengefasst. Einmal die Behebung von sensorbedingten Verzerrungen und zum anderen die Projektion der Satellitenbilddaten auf ein Landeskoordinatensystem. Bei stark reliefiertem Gelände wird darüber hinaus eine Korrektur des höhenbedingten Lagefehlers notwendig, um ein in allen Bildbereichen optimales Ergebnis zu erreichen. Nachfolgend sind die wichtigsten Prozessierungsschritte kurz erläutert und die Durchführung beschrieben.

6.2.1 Korrektur systematischer Fehler

Satellitenbilddaten der Erdoberfläche sind durch eine Reihe von systematischen Fehlern verzerrt. So sind die Daten von systembedingten und plattformspezifischen Störungen beeinflusst, zusätzlich wirken sich auch die geometrischen Beziehungen von Sonne, Erde und Sensor aus.

Die verwendeten Satellitenbilddaten durchlaufen vor der Auslieferung durch den Datenprovider eine standardisierte Vorverarbeitung, bei der folgende Fehler korrigiert werden.

- Verzerrungen durch die Erdrotation
- Variationen der Pixelgröße in Abhängigkeit von der Entfernung zur Nadirlinie
- Verzerrungen durch die planare Abbildung der Erdoberfläche
- Scherung der Scannlinien durch Vorwärtsbewegung des Sensors während des Abtastvorgangs (scan time skew)
- Geometrische Ungenauigkeiten verursacht durch die unterschiedlichen Detektorebenen
- Änderungen der Plattformgeschwindigkeit und Plattformlage während der Aufnahme

Eine vollständige und detaillierte Beschreibung der Korrektur systematischer Fehler findet sich in (Richards & Jia, 2006).

Für die verwendeten Landsat TM, Landsat ETM+, SPOT 5 und ASTER Szenen wurde die Systemkorrektur von den jeweiligen Providern durchgeführt (Fusco, 1984):

- Eurimage: Landsat (Eurimage, 2005),
- Spotimage: SPOT (Spot Image S. A., 2008),

- Earth Remote Sensing Data Analysis Center: ASTER (Earth Remote Sensing Data Analysis Center, 2006).

Die von den Daten Providern ausgelieferten Satellitenbilddaten stellen weitgehend planare Abbildungen der Erdoberfläche dar, deren Projektion auf ein Landeskoordinatensystem durch eine affine Transformation erreicht werden kann, wenn das abgebildete Gelände weitgehend eben ist. Bei größeren Höhenunterschieden tritt ein reliefbedingter Pixelversatz auf, dessen Korrektur die Einbindung eines digitalen Höhenmodells in die Transformation erforderlich macht (Itten et al., 1992; Hill, 1993; Toutin, 2004).

6.2.2 Projektion auf ein Landeskoordinatensystem

Im nächsten Vorverarbeitungsschritt wurden die Satellitendaten auf ein Landeskoordinatensystem projiziert. Dies geschieht auf Basis von Punkten mit bekannten Koordinaten; den Ground Control Points (GCP's). Zwischen den GCP's und den korrespondierenden Bildpunkten wurde mit Hilfe einer linearen Transferfunktion eine geometrische Transformation durchgeführt und die Satellitenbilder auf ein Landeskoordinatensystem angepasst. Zugleich wurde ein digitales Höhenmodell in die Berechnungen einbezogen, um den reliefbedingten Pixelversatz während der Projektion auszugleichen.

Zur Referenzierung der Satellitenszenen wurden digitalisierte topographische Karten im Maßstab 1:25.000, 1:50.000 und ATKIS-Daten genutzt. Eine absolute Entzerrung wurde auf das Gauß-Krüger-Referenzsystem (Zone 2); Bessel-Ellipsoid, Potsdam-Datum durchgeführt.

Die Ground Control Points wurden manuell in den Satellitenszenen bestimmt und anschließend die korrespondierenden Bildpunkte in den Referenzdaten identifiziert. Hierbei ist auf eine gute Identifizierbarkeit der Punkte im Satellitenbild wie auch in den Referenzdaten zu achten. Zusätzlich müssen die GCP's auch möglichst gleichmäßig über die gesamte Szene verteilt sein.

Für die bearbeiteten Szenen wurden jeweils zwischen 40 und 60 Passpunkte ausgewählt, eine gleichmäßige Verteilung dieser Punkte in allen Bildbereichen wurde sichergestellt.

Da die Satellitendaten bereits durch die Datenprovider systemkorrigiert wurden, sind nur Lagefehler anzunehmen, die durch folgende Polynomfunktion erster Ordnung korrigiert werden können.

$$x' = a_0 + a_1x + a_2y \quad \text{und} \quad y' = b_0 + b_1x + b_2y \quad 6.5$$

Wobei a_0 , a_1 und b_0 , b_1 die Transformationsparameter zwischen dem Bildsystem (x,y) und der Referenzgrundlage (x',y') darstellen, die über die Ground Control Point's bestimmt werden. Die minimale Anzahl zur Bestimmung der Transformationsgleichung sind drei Passpunkt-Paare. Das Einbeziehen weitere Passpunkte minimiert den potentiellen Restfehler. Die Beziehungen zwischen Restfehler und GCP's wird durch folgende Gleichung ausgedrückt:

$$RMSE_x = \sum_{i=1}^n [x_i - (a_0 + a_1x'_i + a_2y'_i)] \quad \text{und} \quad 6.6$$

$$RMSE_y = \sum_{i=1}^n [y_i - (b_0 + b_1x'_i + b_2y'_i)]$$

Alle weiteren höherwertigen Fehlerquellen sind in der Regel nicht sensorbedingt, sondern durch die Topographie des beobachteten Geländes verursacht. Bevor die über GCP's bestimmte Transformationsgleichung auf die Bilddaten angewendet werden kann, müssen die Passpunkte zunächst um ihren topographischen Lagefehler korrigiert werden.

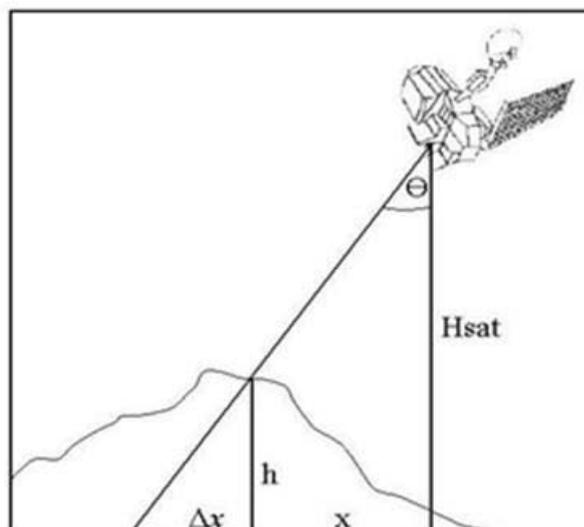


Abbildung 6.5: Topographiebedingter Lagefehler bei Zeilenscannern; (Hill, 1993, verändert).

Bei Zeilenscannern kommt es mit zunehmender Entfernung vom Nadir und zunehmenden Unterschieden in der Geländehöhe zu einem immer größer werdenden

Pixelversatz. Dieser Pixelversatz tritt, anders als bei Luftbildern, allerdings nur rechtwinklig zur Flugrichtung des Sensors auf und kann durch folgende Gleichung beschrieben werden:

$$\Delta x = \frac{h * x}{H_{sat}} \quad \text{bzw.} \quad \Delta x = h * \tan(\theta) \quad 6.7$$

dabei gibt (H_{sat}) die Flughöhe der Aufnahmeplattform, (h) die Geländehöhe des betrachteten Flächenelementes, (θ) den Scannwinkel des Sensors und (x) die Nadir-entfernung des beobachteten Geländepunktes an. Mit Hilfe dieser Formel und unter Einbeziehung eines digitalen Höhenmodells kann der Pixelversatz (Δx) für jedes Bildelement berechnet werden. Mit diesen Informationen werden anschließend die GCP's um den ermittelten Lagefehler korrigiert. Über ein Resamplingverfahren werden die einzelnen Bildelemente abschließend in das Landeskoordinatensystem übertragen. Das hierfür eingesetzte Cubic Convolution Resampling erhält durch eine nichtlineare Gewichtung der in die Grauwerteberechnung einbezogenen Pixel die geometrischen Eigenschaften der einzelnen Bildobjekte und beeinflusst die radiometrischen Information des Ausgangsbildes nur geringfügig (Itten et al., 1992).

6.2.3 Bildorientierung mit Hilfe von Rational Function Models

Sensormodelle beschreiben die Beziehung zwischen Bild- und Objektebene und lassen sich grundsätzlich in zwei Gruppen unterteilen:

Physikalische Sensormodelle: Über die Modellparameter kann der physikalische Aufnahmeprozess exakt rekonstruiert werden unter Berücksichtigung der Aufnahmegeometrie des Sensors (Position, Orientierung) und der geometrischen Lage der betrachteten Objekte.

Allgemeine Sensormodelle: Diese Modellansätze sind sensor- und plattformunabhängig, da ihnen keine physikalische Rekonstruktion des Aufnahmeprozesses zugrunde liegt. Dadurch lassen sich diese Modellansätze flexibel einsetzen und anpassen. Weite Verbreitung findet dieser Ansatz über Polynom basierte Modelle, wie sie in allen gängigen Softwarepaketen implementiert sind.

Mit Hilfe von *Rational Function Models* kann der Zusammenhang zwischen den Bildkoordinaten der Satellitenbilddaten und den Objektkoordinaten in Form von geographischen Landeskoordinaten beschrieben werden (Tao & Hu, 2001; Poli, 2004).

Die im Softwarepaket „ERDAS IMAGINE“ implementierten *Projective Transform Models*, dem rationale Funktionen zugrunde liegen, stellen einen geeigneten Modellansatz für Zeilenscanner (multiperspektivische) Satellitenbilddaten, wie Landsat, SPOT, Quickbird und ASTER, die über einfache lineare Modellansätze nicht ausreichend genau korrigiert werden können, dar.

Die für die Korrektur benötigten rationalen Funktionen lassen sich über ein entsprechendes Sensormodell und die Parameter der Sensororientierung berechnen. Mit einer anschließenden, auf Passpunkte gestützten, affinen Transformation lassen sich die geometrischen Zusammenhänge genau rekonstruieren. Eine weitere Möglichkeit zur Bestimmung der benötigten rationalen Funktionen stellt die *Terrain Dependent Solution* dar, bei der die rationalen Funktionen nur mit der Hilfe von Passpunkten berechnet werden. Dieser Ansatz bietet den Vorteil, dass über die rationalen Funktionen beliebige Sensoreigenschaften beschrieben werden können.

Die Anzahl der minimal benötigten Passpunkte wird durch folgende Gleichung (für gleiche Pixelgrößen in Flug- und in Scannrichtung) beschrieben:

$$x_s = \frac{(L_0 * x_d + L_1 * y_d + L_2 * z_d + L_3)}{(1 + L_8 * x_d + L_9 * y_d + L_{10} * z_d)}$$

6.8

$$y_s = \frac{(L_{04} * x_d + L_5 * y_d + L_6 * z_d + L_7)}{(1 + L_8 * x_d + L_9 * y_d + L_{10} * z_d)}$$

wobei Ln die Koeffizienten der Gleichung darstellen, xd, yd und zd die bekannten Koordinaten der Passpunkte und xs und ys die zu bestimmenden, unbekanntes Bildkoordinaten.

Der Ansatz kann als 2D- oder D3-Modell genutzt werden, wobei im Fall des 2D-Modells zd auf Null gesetzt wird.

Daraus ergibt sich folgende Minimalanzahl von GCPs

RPC Order	2D	3D
1	4	6
2	9	15
3	15	30

6.2.4 Validierung der Transformation

Zur Beurteilung der Qualität der durchgeführten Transformation wird für jede Szene der Restfehler berechnet. Der geometrische Restfehler oder mittlere quadratische Fehler (RMSE) wird passpunktweise in Zeilen (X) - und Spalten (Y) –Richtung durch folgende Gleichungen beschrieben:

$$RMSE_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}} \quad 6.9$$

$$RMSE_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

Der Gesamtfehler, definiert durch folgende Gleichung, dient zur Beurteilung der Qualität des auf Grundlage der höhenkorrigierten Ground Control Points definierten Polynoms.

$$RMSE_{xy} = \sqrt{(RMSE_x^2) + (RMSE_y^2)} \quad 6.10$$

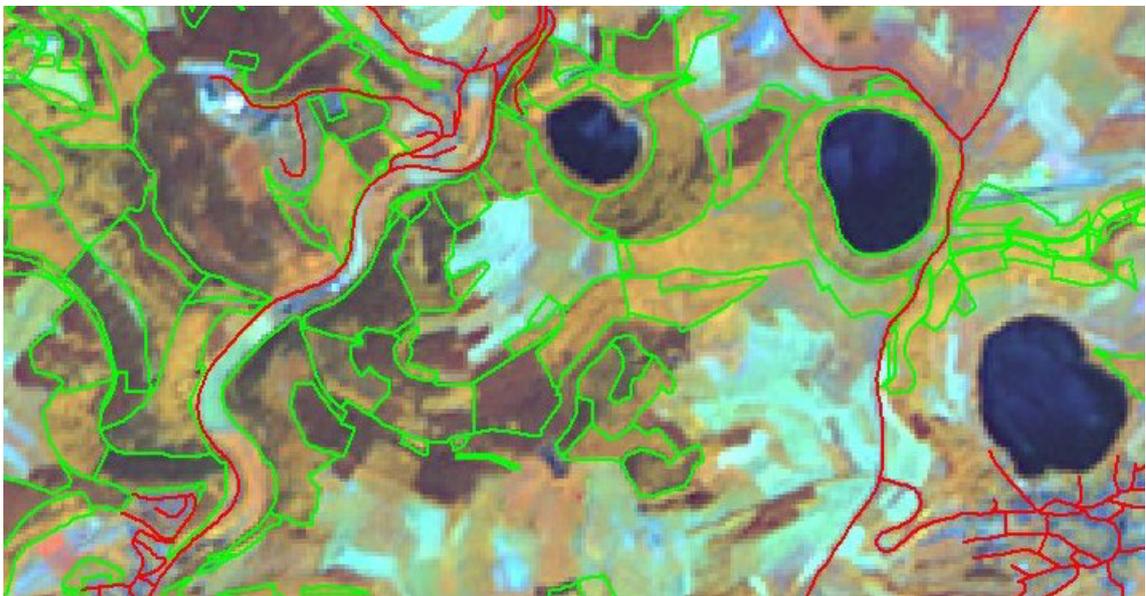


Abbildung 6.6: Qualitätskontrolle zur geometrischen Korrektur. ASTER-Satellitenbild R/G/B = 3/4/2 überlagert mit ATKIS-Strassengeometrie (rot) und den Waldortgrenzen der Wöfis-Daten (grün).

Zu beachten ist, dass der RMSE nur für die verwendeten GCP's errechnet wird und damit nicht geeignet ist, eine Aussage über die erreichte Qualität der geometrischen Korrektur für die gesamte Szene zu machen. Wegen der geometrischen Eigenschaften der verwendeten Satellitenbilddaten kann davon ausgegangen werden, dass eine lineare Korrelation zwischen Ground Control Points und allen anderen Bildbereichen besteht, so dass der RMSE als ein erstes Maß zur Beurteilung der erreichten Qualität eingesetzt werden kann. Zusätzlich ist es allerdings auch nötig, die korrigierten Satellitenzenen auch visuell zu überprüfen. Dazu wurden diese mit ATKIS-Daten überlagert und deren pixelgenaue Lage kontrolliert (vgl. Abbildung 6.6).

Tabelle 6.1: RMSE der geometrischen Korrektur der vier verwendeten Einzelszenen.

Szene	Sensor	RMSE _x	max RMSE _x	RMSE _y	max RMSE _y	RMSE _{xy}	max RMSE _{xy}	Anzahl GCP's
010626-Trier	ASTER	0,30	0,57	0,29	0,56	0,42	0,59	42
010626-Eifel	ASTER	0,32	0,66	0,29	0,53	0,43	0,67	43
050402-Trier	ASTER	0,28	0,59	0,32	0,64	0,43	0,69	34
050402-Eifel	ASTER	0,33	0,56	0,27	0,6	0,41	0,71	38

Auch die visuelle Überprüfung zeigte keine Abweichung der korrigierten Bilddaten von den eingesetzten Referenzen, so dass von einer Korrekturgenauigkeit unter Pixelniveau ausgegangen werden kann. Diese Genauigkeit ist Voraussetzung für die Erstellung eines Bildmosaiks aus den Einzelszenen „Trier“ und „Eifel“ sowie für gemeinsame, multitemporale Auswertung der Szenen beider Aufnahmedaten.

6.3 Radiometrische Korrektur der Satellitenbilddaten

Fernerkundungssensoren zeichnen kanalweise die Strahldichte von beobachteten Objekten auf. Diese aufgezeichnete Strahldichte erlaubt, nach einer Reihe von Vorverarbeitungsschritten, die Ableitung von Informationen. Bei der Analyse und dem direkten Vergleich von Satellitendaten verschiedener Sensorsysteme und mit unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkten für das Monitoring von Naturräumen ist es wichtig, sich auf die unverfälschten Oberflächencharakteristika der betrachteten Objekte zu beziehen, bzw. sicherzustellen, dass die Unterschiede im analysierten Spektalsignal nur durch unterschiedliche Oberflächeneigenschaften hervorgerufen werden (Song et al., 2001). Die Satellitenbilddaten werden allerdings durch eine Reihe von Rahmenbedingungen und Störfaktoren beeinflusst, so dass eine bestmögliche radiometrische Vorverarbeitung als Voraussetzung für spätere Analysen und Vergleiche durchgeführt werden muss.

Im Laufe der Zeit wurde eine Vielzahl von Ansätzen entwickelt, um aus den am Sensor empfangenen Strahldichten Reflexionswerte der beobachteten Oberfläche abzuleiten. Die entwickelten Ansätze reichen dabei von szenebasierten Methoden (beispielsweise *Flat-Field-Methode*), über die Ausnutzung von Referenzflächen mit bekannten Reflexionseigenschaften (*empirical line method*) bis hin zu Strahlungstransfermodellen. Eine detaillierte Beschreibung der verschiedenen Techniken zur radiometrischen Vorverarbeitung von Satellitendaten mit ihren Vor- und Nachteilen findet sich beispielsweise bei Schott (1997) oder Van der Meer & De Jong (2001).

Bei der Wahl einer geeigneten Methode zur radiometrischen Vorverarbeitung von Satellitendaten für diese Arbeit spielen zwei Faktoren eine entscheidende Rolle. Zum einen sollte das gewählte Modell zwischen dem direkten und diffusen Anteil der Strahldichte unterscheiden; zum anderen mit den Informationen auskommen, die direkt aus den Bilddaten abgeleitet werden können, da zu den zur Verfügung stehenden Archivdatensätzen keine überflugbegleitenden Geländemessungen existieren (Hill, 1993).

Für diese Arbeit wurde ein parametrisches Modell, welches Strahlungstransfergleichungen nutzt, gewählt. Dieser Ansatz basiert auf Arbeiten von Tanré et al. (1990), die einen Computercode zur „*Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum*“ (5S) entwickelten. Um topographische Effekte in den Bilddaten zu beseitigen wurde dieser Algorithmus von Hill & Sturm (1991) und Hill et al. (1995) erweitert und modifiziert. Der 5S-Code erlaubt dabei eine quantitative Beschreibung des am Sensor gemessenen Signals in Abhängigkeit der zum Zeitpunkt der Aufnahme herr-

schenden atmosphärischen Bedingungen sowie der Reflexion des beobachteten Objekts. Die radiometrische Korrektur wird nachfolgend über die Arbeitsschritte: Sensorkalibrierung, Korrektur der atmosphärischen Effekte, Korrektur topographischer Effekte und Validierung der radiometrischen Korrektur näher beschrieben.

6.3.1 Sensorkalibrierung

Die am Sensor eintreffende Strahldichte wird vom System als Grauwerte oder *digital numbers* (DN) abgespeichert. Unter Verwendung kanal- und sensorspezifischer Kalibrationskoeffizienten ($a_1 = \text{gain}$ und $a_0 = \text{offset}$) lassen sich für jedes Bildpixel aus den registrierten DNs die gemessenen Strahldichten berechnen.

$$L = a_0 + a_1 * DN \quad 6.11$$

$$L = \text{spektrale Strahldichte am Sensor [mW cm}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}\text{]}$$

Da die Detektoren der Sensoren im Laufe der Zeit verschiedenen Abnutzungserscheinungen unterliegen, müssen diese Konstanten kanalweise an den Zustand der Detektoren angepasst werden. Die dafür notwendigen Kalibrationskoeffizienten werden durch regelmäßige „*vicarious-calibration*“ der Sensoren ermittelt. Dabei nutzt man Testgebiete mit bekannten Reflexionseigenschaften wie beispielsweise die *White Sands Desert* in New Mexico (USA). Zur Ermittlung der Kalibrationskoeffizienten werden die Bilddaten mit Geländemessungen verglichen, Atmosphärenmessungen durchgeführt und Simulationen des am Sensor aufgezeichneten Signals durchgeführt. Unterschiede in den Daten erklären sich durch Sensordegradation, auf die mit einer Anpassung der Kalibrationskoeffizienten reagiert wird (Thomé et al., 1997; Sakuma et al., 2005).

Für die in der vorliegenden Studie verwendete ASTER-Szene vom 26.06.2001 waren bei Beginn der radiometrischen Aufbereitung noch keine *vicarious*-Kalibrationskoeffizienten verfügbar. Auf Grundlage eines Vergleichs invarianter Oberflächen dieser ASTER-Szene mit einem radiometrisch korrigiertem Hymap-Flugstreifen (aufgenommen am 14.07.2003) wurden die vom Provider übermittelten *pre-flight* Kalibrationskoeffizienten überprüft und modifiziert (vgl. Abbildung 6.7). Als Voraussetzung müssen ähnliche Aufnahmebedingungen vorausgesetzt werden. Dazu wurden zunächst aus dem Hymapdatensatz Bänder äquivalent zu denen des ASTER-Sensorsystems abgeleitet. Der Vergleich der beiden Datensätze findet über invariante Oberflächen statt, für die angenommen wird, dass sie sich weder in ihrer Landbedeckung noch in ihren spektralen Eigenschaften über die Zeit verändern. Die von anderen Oberflächentypen

beeinflussten Randbereiche dieser Flächen dürfen nicht zur Extraktion von Signaturen verwendet werden und die Ausdehnung der pseudo-invarianten Targets muss so groß sein, dass sie auch in der geometrisch schlechter aufgelösten ASTER-Szene sichtbar sind. Zusätzlich ist darauf zu achten, dass die ausgewählten pseudo-invarianten Oberflächen möglichst horizontal orientiert sind, um eine Beeinflussung ihrer Reflexionssignaturen durch die Geländetopographie auszuschließen.

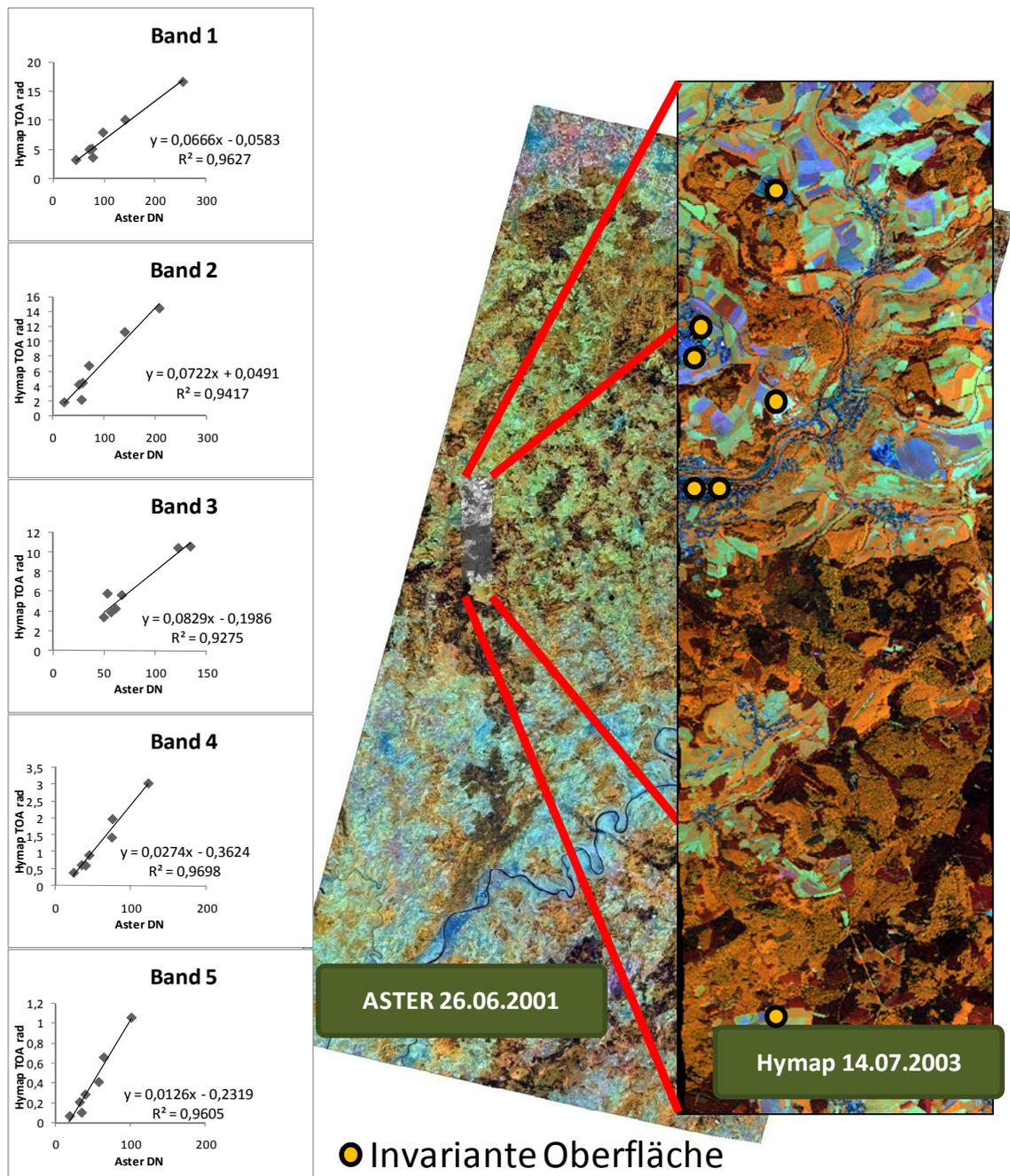


Abbildung 6.7: Ableitung von Kalibrationskoeffizienten für die ASTER-Szene vom 26.06.2001 über eindeutig identifizierbare pseudo invariante Oberflächen in einem Hymap-Flugstreifen vom 14.07.2003.

Die Korrelationsanalyse wurde zwischen ASTER-Grauwerten (DNs) und *top-of-atmosphere radiance* der ASTER-Kanaläquivalente des Hymapflugstreifens durchgeführt. Die unterschiedlichen Beobachtungszeitpunkte (ASTER: 26.06.2001, 10:53 GMT; Hymap: 14.07.2003, 12:40 GMT) erfordern die Berücksichtigung der jeweiligen Sonnenzenitwinkel (vgl. Formel 6.12). Über einen Skalierungsfaktor wurden die Aster-Kanaläquivalente des Hymapflugstreifens an die Beleuchtungssituation der ASTER-Beobachtung angepasst. Die Unterschiede im Abstand zwischen Erde und Sonne die sich durch die beiden Beobachtungszeitpunkte ergeben können bei der Anpassung vernachlässigt werden.

Die Anpassung der Kalibrationskoeffizienten kann allerdings eine potentielle Fehlerquelle darstellen und die Reflexionswerte verfälschen. Eine sorgfältige Prüfung der Ergebnisse der gesamten radiometrischen Aufbereitung ist daher dringend erforderlich. Für die ASTER-Szene vom 02.04.2005 wurden die von Arai & Tonooka (2005) veröffentlichten *in-flight* Kalibrationskoeffizienten verwendet (vgl. Tabelle 6.2). Die Konsistenz im Vergleich mit den von Arai & Tonooka publizierten Werten zu den über den Hymapflugstreifen abgeleiteten Kalibrationskoeffizienten erlaubt deren begründete Verwendung.

Tabelle 6.2: Für radiometrische Korrektur verwendete Kalibrationskoeffizienten

Kanal	ASTER 26.06.2001 (abgeleitet aus Hymapflugstreifen)		ASTER 02.04.2005 (nach Arai & Tonooka 2005)	
	offset	gain	offset	gain
1 ($\lambda = 0,52 - 0,60 \mu\text{m}$)	-0,0583	0,0666	-0,1	0,0676
2 ($\lambda = 0,63 - 0,69 \mu\text{m}$)	-0,0491	0,0722	-0,1	0,0708
3 ($\lambda = 0,76 - 0,86 \mu\text{m}$)	-0,1986	0,0829	-0,1	0,0862
4 ($\lambda = 1,60 - 1,70 \mu\text{m}$)	-0,3624	0,0274	-0,1	0,0217
5 ($\lambda = 2,15 - 2,37 \mu\text{m}$)	-0,2319	0,0126	-0,1	0,00696

Nach der Ableitung der spektralen Strahldichte aus den am Sensor aufgezeichneten Grauwerten ist es möglich, unter Berücksichtigung des Sonnenstandes, die entsprechenden Reflexionswerte am Sensor zu berechnen. Die Reflexion am Sensor ist definiert als das Verhältnis der von einer Oberfläche reflektierten Strahlungsenergie zu der gesamten eingestrahlteten Energie. Diese Beziehung kann durch folgende Gleichung ausgedrückt werden:

$$\rho^* = \frac{\pi * L}{E_0 * \mu_0 * d} \quad 6.12$$

ρ^* = Reflexion am Sensor (*at satellite reflectance*)

L = spektrale Strahldichte am Sensor

E_0 = Sonneneinstrahlung am Rand der Atmosphäre

μ_0 = Kosinus des Sonnenzenitwinkels

d = Korrekturfaktor für die täglich variierende Entfernung zwischen Erde und Sonne

6.3.2 Atmosphärenkorrektur

Im Prinzip lässt sich die Objektreflexion direkt aus der Reflexion am Sensor ρ^* ableiten. Allerdings wird das Reflexionssignal auf seinem Weg durch die Atmosphäre durch Streu- und Absorptionsprozesse geschwächt und in seiner spektralen Zusammensetzung verändert. Die Abschwächung des Signals geschieht vor allem durch die atmosphärischen Gase: Wasserdampf (H₂O), Ozon (O₃) und Kohlendioxid (CO₂). Zusätzlich wird die elektromagnetische Strahlung beim Atmosphärendurchgang durch Luftmoleküle, Aerosole und Partikel gestreut. Dabei resultieren aus der Kombination aller in der Atmosphäre wirksamen Streumechanismen (Rayleigh-, Mie- und nicht selektiver Streuung) wellenlängen- und richtungsabhängige Streufunktionen. Um dennoch aus der am Sensor aufgezeichneten Reflexion die Objektreflexion abzuleiten, ist es notwendig, die zum Zeitpunkt der Aufnahme herrschenden Bedingungen zu rekonstruieren und zu simulieren. Zu diesen Bedingungen gehören neben den Eigenschaften der Atmosphäre, Informationen über Sonnenstand und Sonnenzenitwinkel und auch die topographische Charakteristika des Geländes. Durch den Einsatz einer Strahlungstransfergleichung kann der gesamte Weg der elektromagnetischen Strahlung von der Sonne durch die Atmosphäre zum beobachteten Objekt und wieder zurück zum aufzeichnenden Sensor rekonstruiert werden. Zusätzlich muss ein digitales Höhenmodell eingebunden werden, um topographisch verursachte Effekte zu berücksichtigen (Kraus & Schneider, 1988).

Zur operationellen Durchführung der Rekonstruktion und Simulation des Strahlungstransfers durch die Atmosphäre werden folgende vereinfachende Annahmen getroffen:

- Die verwendeten ASTER-Satellitenbildszenen wurden unter einem Öffnungswinkel von $21,5^\circ$ aufgenommen. Allerdings wird für alle Bildpixel Nadirsicht angenommen.
- Für den gesamten Bildbereich wird eine identische atmosphärische Zusammensetzung angenommen. Einflüsse unterschiedlicher Geländehöhen und durch die Topographie verursachte Luv- oder Leeeffekte werden ignoriert. Die vertikale Ausdehnung der Atmosphäre wird daher als homogen vorausgesetzt.
- Falls keine aufnahmebegleitenden Messungen zur Zusammensetzung der Atmosphäre vorliegen, müssen Standardwerte angenommen werden.
- Für die gesamte Geländeoberfläche werden Lambert'sche Reflexionseigenschaften vorausgesetzt. Zwar besitzen die unterschiedlichen Oberflächentypen teilweise auch anderes Reflexionsverhalten (vgl. Kapitel 3.1.2), da aber bei der radiometrischen Korrektur die Landnutzung des beobachteten Gebietes noch nicht bekannt ist, stellt sich eine individuelle Berücksichtigung als operationell schwer durchführbar dar (Hill, 1993).

Die am Sensor aufgezeichnete Strahldichte baut sich aus verschiedenen Komponenten auf, die vom beobachteten Objekt selbst, aus der Umgebung des beobachteten Objektes und aus der Atmosphäre stammen. Jede dieser Komponenten unterliegt auf ihrem Weg durch die Atmosphäre diversen Absorptions- und Streuprozessen. In der folgenden Abbildung sind die Wechselwirkungen zwischen einfallender Sonnenstrahlung, Atmosphäre und der Erdoberfläche dargestellt.

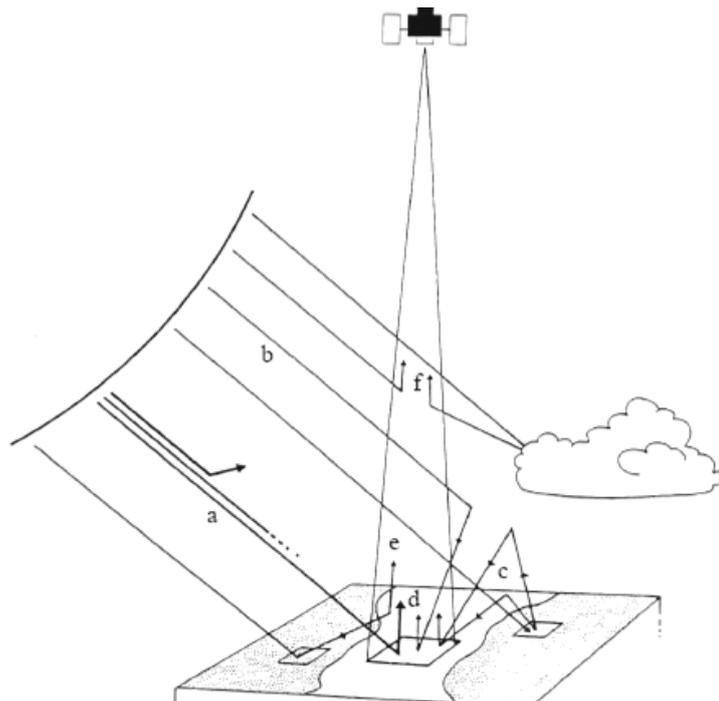


Abbildung 6.8: Wechselwirkungen zwischen einfallender Sonnenstrahlung, Atmosphäre und Erdoberfläche (Quelle Tanré 1985, zitiert nach Hill 1993).

Bei der Betrachtung der Abbildung lassen sich drei abwärtsgerichtete Komponenten trennen, die für den Strahlungsgewinn am Boden verantwortlich sind. (TANRÉ 1990):

- a) Direkte Einstrahlung t_d auf das beobachtete Objekt, abhängig vom Kosinus des Sonnenzenitwinkels
- b) Diffuse oder indirekte Einstrahlung t_s
- c) Diffuse Einstrahlung durch Mehrfachstreuung, definiert als sphärische Albedo und Hintergrundreflexion $\langle \rho \rangle$

Die drei aufwärtsgerichteten Komponenten stellen dagegen die am Sensor aufgezeichneten Strahlungsflüsse dar (TANRÉ ET AL., 1990):

- a) vom beobachteten Objekt reflektierte Strahlung ρ_t
- b) die Hintergrundreflexion $\langle \rho \rangle$
- c) von Atmosphäre in Richtung Sensor gestreute Strahlung ρ_{at}

Unter Berücksichtigung der oben erläuterten Größen, lässt sich das am Sensor aufgezeichnete Reflexionssignal durch die nachfolgende Gleichung darstellen:

$$\rho^* = t_{gas} * \left\{ \rho_{at} + \frac{T \downarrow * [t_d \uparrow * \rho_t + t_s \uparrow * \langle \rho \rangle]}{1 - \langle \rho \rangle * s} \right\} \quad 6.13$$

mit

ρ^* = Reflexion am Sensor (*at satellite reflectance*) (vgl. Gleichung 7.12)

t_{gas} = Transmissionsfaktor der atmosphärischen Gase

ρ_{at} = von Atmosphäre in Richtung Sensor gestreute Strahlung

$\langle \rho \rangle$ = Hintergrundstrahlung durch Objekt- bzw. Pixelumgebung

ρ_t = Objektreflexion

s = sphärische Albedo

T = Gesamttransmission der Atmosphäre

t_d = direkte Transmission

t_s = diffuse Transmission

$\uparrow \downarrow$ = Abwärts- bzw. aufwärtsgerichteter Anteil des jeweiligen Transmissionsterms

daraus ergibt sich die Objektreflexion als:

$$\rho_t = \frac{\frac{\rho^*}{t_{gas}} * (1 - \langle \rho \rangle * s) - \rho_{at} * (1 - \langle \rho \rangle * s) - T \downarrow * t_s \uparrow * \langle \rho \rangle}{T \downarrow * t_d \uparrow} \quad 6.14$$

ür den operationellen Einsatz der Strahlungstransfergleichung stellt die spektrale optische Dicke die wichtigste Größe dar, denn über sie können alle Unbekannten in der Gleichung abgeleitet werden. Die optische Dicke ist definiert als das Produkt aus spektralem Extinktionskoeffizienten und der Weglänge der Strahlung durch die Atmosphäre. Der Extinktionskoeffizient ist dabei die Summe aus dem spektralen Streu- und Absorptionskoeffizienten (Kraus & Schneider, 1988).

Allerdings sind, abhängig von der Zusammensetzung der Atmosphäre und der Art und der Verteilung der Aerosole, auch die Streu- und Absorptionseigenschaften

unterschiedlich stark ausgeprägt. Grundsätzlich kann zwischen der aerosolabhängigen Mie-Streuung und der molekülabhängigen Rayleigh-Streuung unterschieden werden. Wichtig ist vor allem die möglichst präzise Schätzung des stark variablen Aerosolanteils um den Anteil der Strahlung, der in Richtung Sonne gestreut wird, die sphärische Albedo und die einzelnen Transmissionskoeffizienten berechnen zu können. Zur Bestimmung der *atmospheric path radiance* zum Zeitpunkt der Aufnahme müssen außerdem noch die Phasenfunktionen der streuenden Partikel berücksichtigt werden.

Die molekülabhängige optische Dicke hängt für eine Standard-Rayleigh-Atmosphäre nur von der Wellenlänge ab und kann so einfach bestimmt werden.

$$\tau_r = 0,0088 * \lambda^{(-4,15+0,2*\lambda)} \quad 6.15$$

Von besonderer Bedeutung ist allerdings das exakte Bestimmen der aerosoloptischen Dicke über die Ångstrom-Relation:

$$\tau_a = \beta * \lambda^{-\nu} \quad 6.16$$

Dabei beschreibt der Ångstrom-Exponent (ν) die Größenverteilung der Aerosolpartikel und (β) den Aerosolgehalt der Atmosphäre.

Grundsätzlich lässt sich die aerosoloptische Dicke über zwei Methoden bestimmen. Zum einen ist eine direkte Messung durch Sondenaufstiege zum Zeitpunkt der Aufnahme möglich. Da dies aber meist nicht möglich ist, bleibt nur die zweite Methode, die Schätzung aus Bilddaten. Dabei wird die Kenntnis über Oberflächen mit bekannten, möglichst invarianten Reflexionseigenschaften ausgenutzt und über einen iterativ empirischen Ansatz abgeleitet. Ein gängiges Verfahren ist beispielsweise der „*Dark-Target-Approach*“, ausführlich beschrieben bei (Royer et al., 1988) (Teillet & Fedosejevs, 1995).

Zur Anwendung auf die ASTER-Daten vom 26.06.2001 und vom 02.04.2005 wurde das Strahlungstransfermodell basierend auf der Aerosolverteilung bei klarer Sicht parametrisiert. Dazu wird die typische Transmissionscharakteristik eines mitteleuropäischen Sommertages verwendet mit einer Ångstrom-Relation von $\beta = 0,1$ und $\nu = -1$. Zur operationellen Durchführung der Rekonstruktion und Simulation des Strahlungstransfers durch die Atmosphäre werden folgende vereinfachende Annahmen getroffen: Die verwendeten ASTER-Satellitenbildszenen wurden unter einem Öffnungswinkel

von 21,5° aufgenommen. Allerdings wird für alle Bildpixel Nadirsicht angenommen. Für den gesamten Bildbereich wird eine identische atmosphärische Zusammensetzung angenommen. Einflüsse unterschiedlicher Geländehöhen und durch die Topographie verursachte Luv- oder Leeeffekte werden ignoriert. Die vertikale Ausdehnung der Atmosphäre wird daher als homogen vorausgesetzt. Falls keine aufnahmebegleitenden Messungen zur Zusammensetzung der Atmosphäre vorliegen, müssen Standardwerte angenommen werden. Für die gesamte Geländeoberfläche werden Lambert'sche Reflexionseigenschaften vorausgesetzt. Zwar besitzen die unterschiedlichen Oberflächentypen teilweise auch anderes Reflexionsverhalten (vgl. Kapitel 3.1.2), da aber bei der radiometrischen Korrektur die Landnutzung des beobachteten Gebietes noch nicht bekannt ist, stellt sich eine individuelle Berücksichtigung als operationell schwer durchführbar dar (Hill, 1993).

6.3.3 Topographiekorrektur

Die Topographie des Untersuchungsgebietes führt durch wechselnde Hangneigung und Exposition zu kleinräumigen Veränderungen der Beleuchtungsverhältnisse und beeinflusst so die Spektralsignatur der einzelnen Bildelemente. Liegt ein Pixel auf einem der Sonne zugewandten Hang, erhält es mehr Energie und besitzt in Folge eine stärkere Reflexionssignatur als ein Pixel, das auf einem der Sonne abgewandten Hang liegt. Visuell lässt sich dieser topographische Effekt als Reliefeindruck im Satellitenbild wahrnehmen. Da die Modellierung des Strahlungstransfers durch die Atmosphäre nur für ebenes Gelände gilt, ist es notwendig, den Topographieeinfluss auf die Reflexion des beobachteten Objektes zu eliminieren (Colby, 1991).

Die beschriebenen topographiebedingten Effekte werden dabei in ihrer Stärke und Ausprägung bestimmt durch: Sonnenneigungswinkel, Sonnenazimuth, der Hangneigung und der Exposition des beobachteten Geländes. Bei der visuellen Bildinterpretation sind solche Schatteffekte mitunter willkommen, da so geologische und geomorphologische Charakteristika des Geländes leichter identifiziert werden können. Da die Satellitendaten aber für eine Landbedeckungsklassifikation vorverarbeitet werden, stellen die topographiebedingten Schatteffekte eine Störquelle dar, die nach Möglichkeit beseitigt werden sollten, da die spektrale Reflexionssignatur von Oberflächen, die der gleichen Klasse zugerechnet werden, hoch variabel sein können (Hill et al., 1995; Radeloff et al., 1997).

Die Basis für die Korrektur der topographischen Effekte ist eine möglichst präzise Schätzung der von einem Bildpixel empfangenen direkten und diffusen Einstrahlung. Da diese bereits im Zuge der Atmosphärenkorrektur berechnet werden, bietet sich

eine direkte Kombination der Atmosphären- und Topographiekorrektur an (Conese et al., 1993; Hill et al., 1995).

Zu diesem Zweck haben Hill et al. (1995) den bereits beschriebenen 5S-Code erweitert, so dass unter Einbeziehung eines digitalen Höhenmodelles eine kombinierte Atmosphären- und Topographiekorrektur durchgeführt werden kann. Die einzelnen Prozessierungsschritte sind in nachfolgendem Verlaufsdiagramm dokumentiert.

Die auf ein Pixel eintreffende Strahlung muss unter Berücksichtigung von Hangneigung und Exposition an diesem Standort korrigiert werden. Für den eigentlichen Korrekturprozess wird dabei die Strahlung in drei Komponenten aufgeteilt: in einen direkten Anteil ($E_{dir(korr)}$), in einen diffus-isotropischen Anteil ($E_{iso(korr)}$) und in einen anisotropischen Anteil ($E_{an(korr)}$).

$$E_{korr} = E_{dir(korr)} + E_{iso(korr)} + E_{an(korr)} \quad 6.17$$

Die durch den 5S-Code, unter Annahme horizontaler Orientierung modellierte Objektreflexion (ρ_t) kann durch die Berechnung des topographiekorrigierten Einstrahlungsterms $E_{g(kor)}$ in korrigierte Objektreflexion ($\rho_{t(kor)}$) umgewandelt werden:

$$\rho_{t(kor)} = \frac{E_g * \rho_t}{E_{g(kor)}} \quad 6.18$$

Bei der Näherungsberechnung der tatsächlichen Einstrahlung $E_{g(kor)}$ müssen folgende Szenarien berücksichtigt werden (Hill et al., 1995):

- Ein Pixel erhält direkte, anisotrope und isotrop diffuse Strahlung, wenn $\cos(\gamma) > 0$ und keine Schatteffekte vorhanden sind. Dabei gibt γ den Winkel zwischen der einfallenden Sonnenstrahlung und der Flächennormalen an.
- Ein Pixel erhält nur isotrope diffuse Strahlung, wenn $\cos(\gamma) > 0$ und Schatteffekte durch benachbarte Gebiete auftreten.
- Ein Pixel erhält nur isotrope diffuse Strahlung, wenn $\cos(\gamma) < 0$ (Eigenschatten des Pixels)

Auf die direkte Einstrahlung und die anisotrop diffuse Einstrahlung wird eine Kosinuskorrektur angewendet, während der isotrop diffuse Strahlungsanteil sich über den sichtbaren Anteil der Himmelskalotte abgeschätzt lässt. Um die Variabilität von anisotropen und isotropen Anteilen der diffusen Einstrahlung zu berücksichtigen, wurde von Hay & McKay der Anisotropie-Index k eingeführt, der das Verhältnis

zwischen direkter Einstrahlung am Boden (E_{direkt}) und solarer Einstrahlung (E_0) angibt (Hay & McKay, 1985):

$$k = \frac{E_{\text{direkt}}}{E_0} \quad 6.19$$

mit $E_{\text{direkt}} = E_0' * t_d \downarrow = \text{direkter Anteil der an der Oberfläche empfangenen Globalstrahlung}$

Entsprechend lässt sich $E_{g(\text{kor})}$ berechnen (Hill et al., 1995):

$$E_{g(\text{kor})} = \frac{E_{\text{direkt}} * \cos(\gamma)}{\cos(\theta_0)} + \frac{E_{\text{direkt}} * k * \cos(\gamma)}{\cos(\theta_0)} + E_{\text{direkt}} * (1 - k) * Fr_{\text{sky}} \quad 6.20$$

mit

E_0' = exoatmosphärische Einstrahlung, um Betrag der Gasabsorption korrigiert

θ_0 = Sonnenzenitwinkel

k = Anisotropie-Index

Fr_{sky} = Anteil der sichtbaren Himmelskalotte eines Bildelementes

Wie im Verlaufsdiagramm (vgl. Abbildung 6.9) zu erkennen, wird der Anteil der anisotropen Strahlung und isotrop-diffusen Strahlung über das Modell von Hay und McKay (1985) geschätzt, wobei letzteres über den sichtbaren Anteil der Himmelskalotte ermittelt wird. Aus dieser Schätzung wird als Verhältnis zwischen der direkten abwärtsgerichteten Strahlung und der extraterrestrischen solaren Einstrahlung ein Anisotropie-Index abgeleitet.

Im nächsten Schritt werden die direkte Einstrahlung und der diffuse anisotrope Anteil mit Hilfe des Kosinus (γ) korrigiert. Der isotrope Anteil durchläuft einen weiteren Prozessierungsschritt, bei dem er abhängig vom sichtbaren Anteil der Himmelskalotte berichtigt wird. Um dies operationell durchführen zu können, wird die Himmelskalotte in 16 Abschnitte eingeteilt und für jeden der sichtbare Anteil berechnet. Für diese Berechnung wurde die von W. Mehl vom Joint Research Center of the European Commission in Ispra (Italien) entwickelte Software „Horiz“ eingesetzt (Hill & Mehl, 2003).

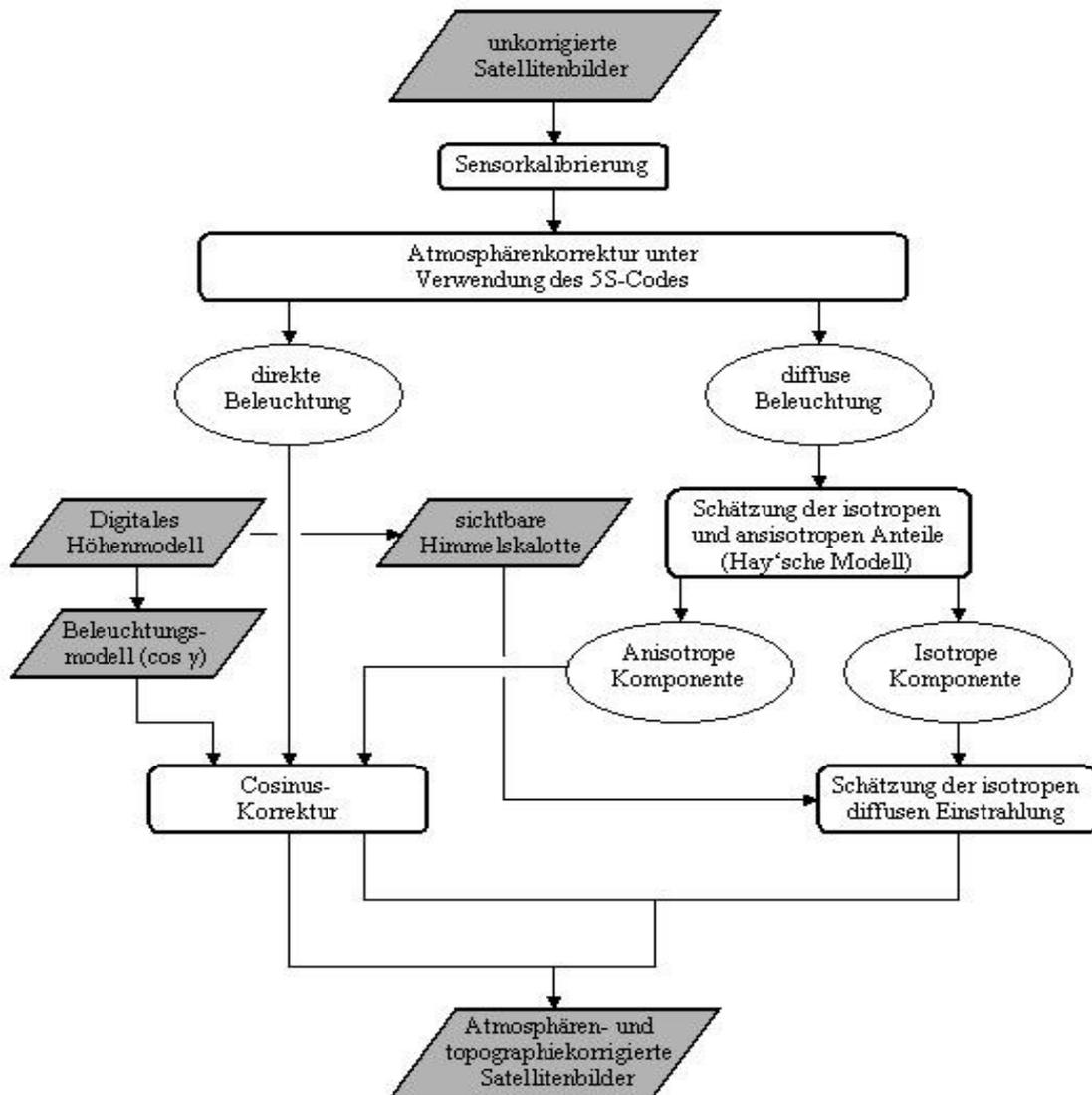


Abbildung 6.9: Prozessierungsschritte der kombinierten Atmosphären- und Reliefkorrektur. (verändert nach Hill et al. 1995).

Über diesen Ansatz kann ein Großteil der topographiebedingten Effekte in den Bilddaten korrigiert werden. Nur die Abschattung durch Gegenhänge und der in Horizontnähe auftretende Strahlungsgewinn durch anisotrop-diffuse Strahlungsanteile werden nicht berücksichtigt. Eine ausführliche Beschreibung der Topographiekorrektur und weitere Information einschließlich des theoretischen Hintergrundes und den physikalischen Grundlagen findet sich bei (Itten et al., 1992; Hill et al., 1995; Radeloff et al., 1997).

Die kombinierte Atmosphären- und Topographiekorrektur wurde mit der Software AtCPro der Abteilung Fernerkundung der Universität Trier durchgeführt. Die von J. HILL

programmierte Software erlaubt die Einbindung und Berücksichtigung verschiedenster Parameter, um die atmosphärischen Bedingungen zum Zeitpunkt der Aufnahme zu rekonstruieren. Detaillierte Informationen zu der Software AtCPro findet man bei (Hill, 2002; Hill & Mehl, 2003)

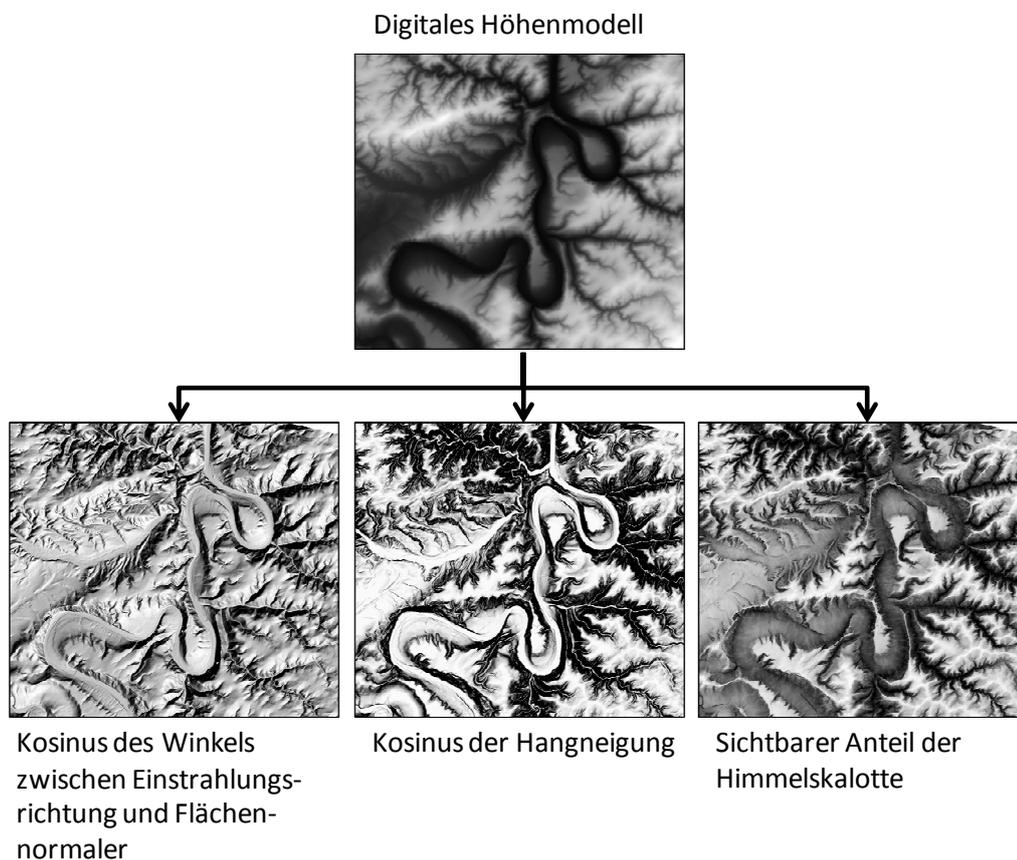
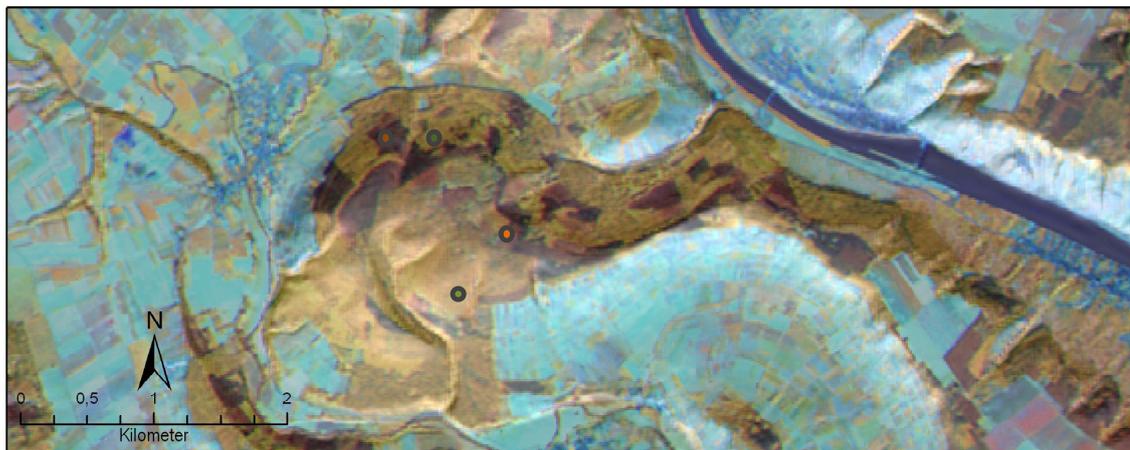


Abbildung 6.10: Aus digitalem Höhenmodell über Softwaretool „Horiz“ abgeleitete Derivate

6.3.4 Validierung der Atmosphären- und Topographiekorrektur

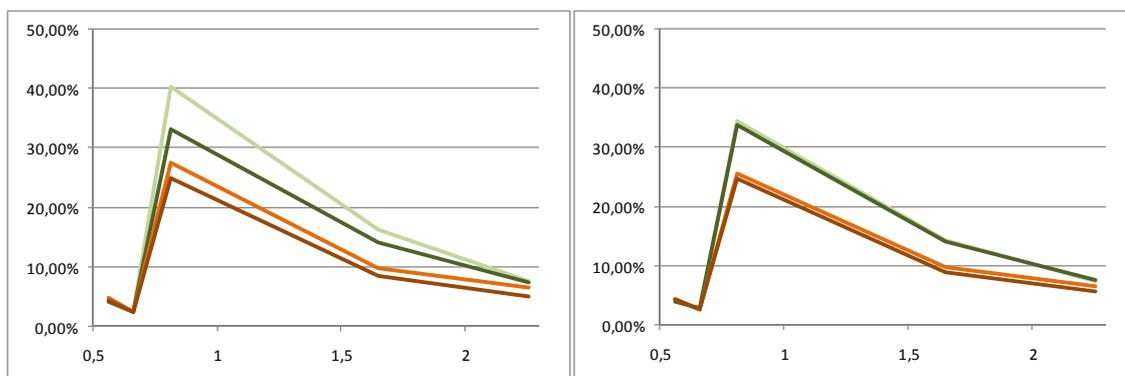
Der Erfolg der Topographiekorrektur lässt sich durch den Vergleich von Spektralsignaturen ähnlicher Bestände mit unterschiedlichen Expositionen belegen. Abbildung 6.10 zeigt zwei Buchen- und zwei Douglasien-Signaturen, davon jeweils eine mit nördlicher und eine mit südlicher Exposition. Die ohne Topographiekorrektur abgeleiteten Spektralsignaturen der Buchenbestände weichen im nahen Infrarot bis zu

7% von einander ab, die Douglasiensignaturen rund 3%. Nach der Topographiekorrektur sind praktisch keine Abweichungen mehr feststellbar.



ohne Topographiekorrektur

mit Topographiekorrektur



— Buche Süd — Buche Nord — Douglasie Süd — Douglasie Nord

Abbildung 6.11: Signaturvergleich ohne und mit Topographiekorrektur. Der Bildausschnitt (R/G/B = 3/4/2) ist zur Verdeutlichung der topographiebedingten Beleuchtungsunterschiede mit einem geschummerten Höhenmodell (Beleuchtungsrichtung = 180°, Azimut = 45°) unterlegt.

Abbildung 6.12 zeigt am Beispiel eines Bildausschnittes im Bereich der Mittelmosel das Ergebnis der kombinierten Atmosphären- und Topographiekorrektur. Im linken Bildausschnitt ist visuell ein starker Reliefeindruck bemerkbar, der durch die tiefen Taleinschnitte, steilen Hänge und Expositionsunterschiede im Bereich der Mittelmosel entsteht und durch den relativ niedrigen Sonnenstand im April verstärkt wird. Der rechte, korrigierte Bildausschnitt weist keinen Reliefeindruck mehr auf. Nur in besonders engen und tiefen Tälern tritt Beschattung durch den Gegenhang auf. Auch können die Schatteneffekte an übersteilen Hängen nicht vollständig korrigiert werden; beispielsweise sichtbar am Prallhang der Mosel bei Zell in der Bildmitte.

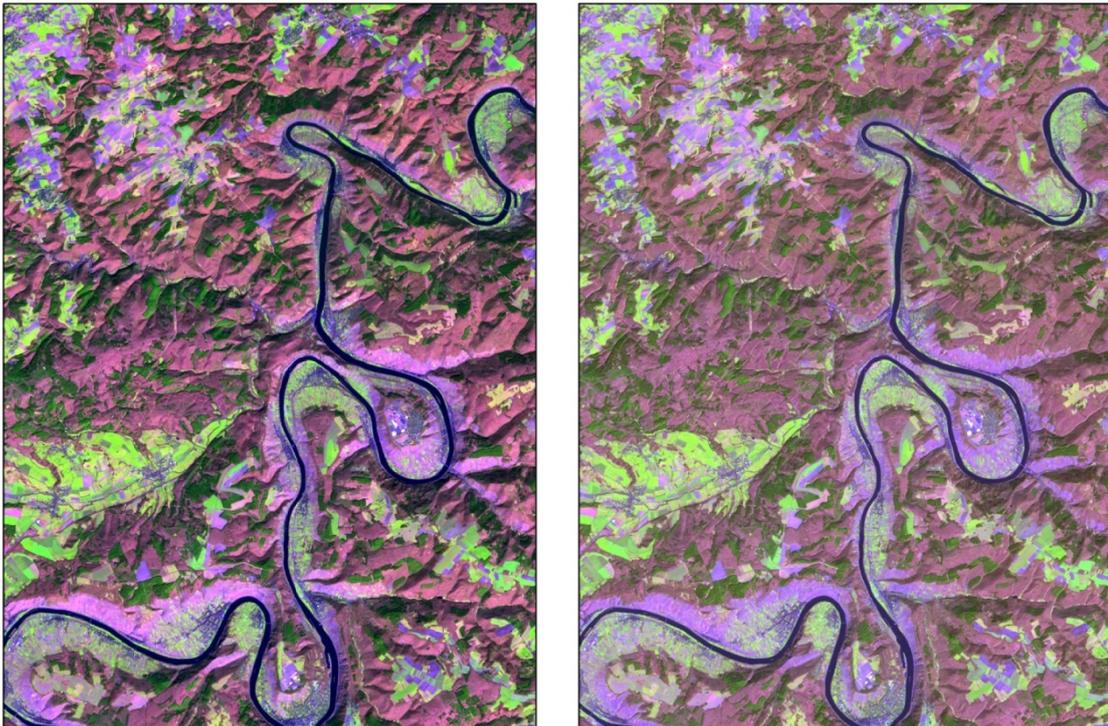


Abbildung 6.12: Ergebnis der kombinierten Atmosphären- und Topographiekorrektur am Beispiel eines Bildausschnitts des mittleren Moseltals. (ASTER-Szene vom 06.04.2005; Kanalkombination R/G/B = 4/3/2; rechts vor und links nach der Korrektur). Rechter Bildausschnitt vor und linker Bildausschnitt nach der kombinierten Atmosphären- und Topographiekorrektur.

Grundlage einer optimalen multitemporalen Klassifikation ist die optimale Aufbereitung aller zur Verfügung stehender Satellitenbilddaten. Die ASTER-Szene vom 19.04.2005 wurde ebenfalls radiometrisch und topographisch korrigiert. Zur Beurteilung der Qualität der durchgeführten Vorverarbeitungsschritte und zur Bewertung der Eignung beider Szenen für eine gemeinsame Nutzung während einer multitemporalen Klassifikation wurde ein direkter Vergleich beider Szenen über pseudo-invariante Oberflächen durchgeführt. Dazu wurden die Reflexionswerte von 14 invarianten Objekten überprüft. Die Reflexionseigenschaften dieser Objekte sind keinen saisonalen Schwankungen unterworfen und können auch über längere Zeiträume hinweg als annähernd konstant angenommen werden. Die im Untersuchungsgebiet identifizierten Flächen befinden sich alle in ebenem Gelände, so dass Variationen des Reflexionssignals durch Unterschiede in der Beleuchtungsgeometrie minimiert werden. Die Korrelationsanalyse zeigt hohe Zusammenhänge (Bestimmtheitsmaße zwischen 0,912 und 0,98) zwischen den Reflexionswerten der einzelnen ASTER-Kanäle für den Sommer 2001 und das Frühjahr 2005. Die direkte Vergleichbarkeit und der gleichzeitige Einsatz beider Satellitenbildszenen sind sichergestellt.

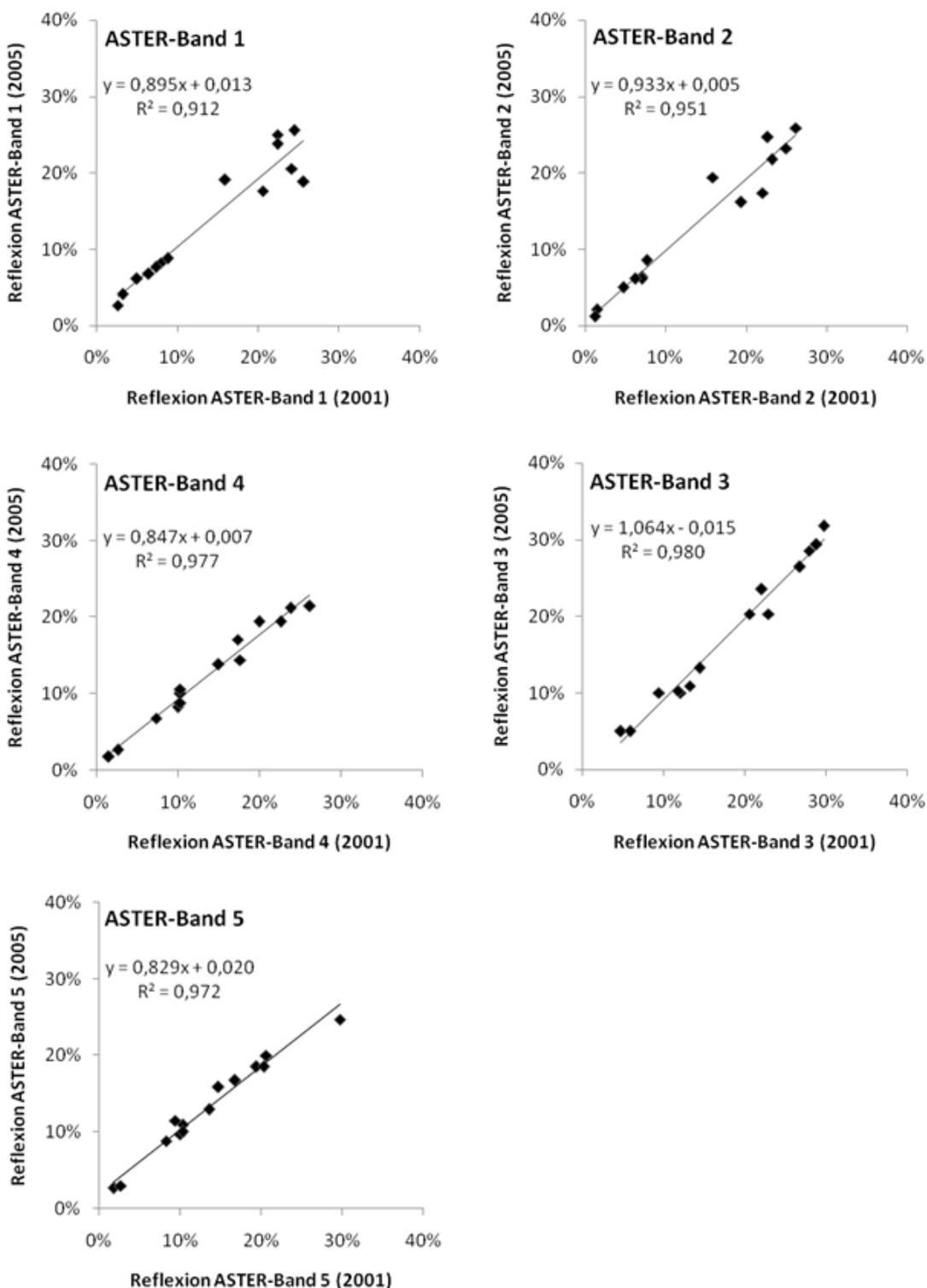


Abbildung 6.13: Validierung der radiometrischen Korrektur für die ASTER-Szenen vom 26.06.2001 und 19.04.2005. Kanalweise Korrelation der Reflexionswerte von pseudo-invarianten Oberflächen zwischen beiden ASTER-Szenen.

6.4 Optimierung der korrigierten Satellitenbilddaten

Die Aufbereitung der geometrisch und radiometrisch korrigierten Satellitenbilddaten wird durch eine Mosaikierung der Einzelszenen „Trier“ und „Eifel“ zu einem Aufnahmestreifen, durch eine Maskierung der tatsächlichen Waldfläche im Untersuchungsgebiet und durch eine Hauptkomponenten-Transformation der verwendeten Spektralkanäle abgeschlossen.

Die Mosaikierung der jeweils zwei Einzelszenen der Aufnahmezeitpunkte 26. Juni 2001 und 06. April 2005 wird auf Grundlage der geometrisch korrigierten Bilddaten durchgeführt und ist Voraussetzung für die spätere gleichzeitige Untersuchung des gesamten Projektgebietes.

6.4.1 Maskierung der Waldfläche

Durch eine Maskierung der momentan tatsächlich bewaldeten Fläche sollen für die Untersuchung irrelevante Bildbereiche von vornherein von weiteren Analysen ausgeschlossen werden. Neben der Datenreduktion wird auch eine bessere Trennbarkeit der thematischen Waldklassen im multispektralen Merkmalsraum erreicht.

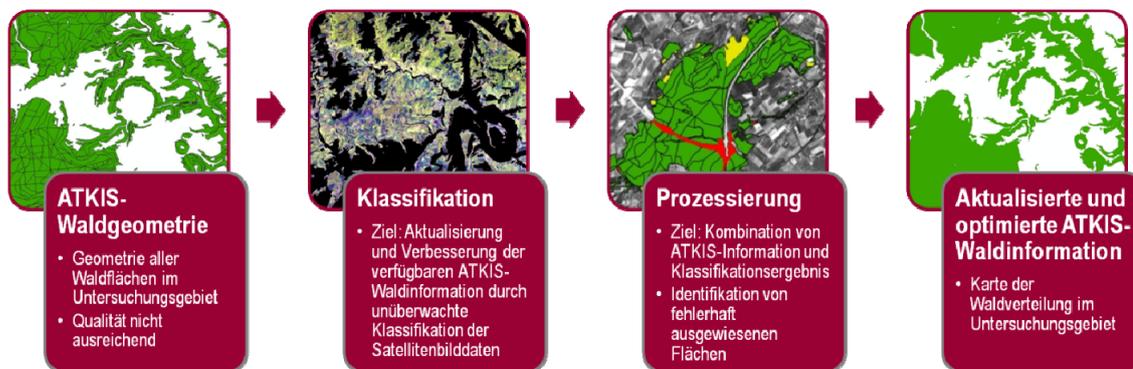


Abbildung 6.14: Prozessierungskette zur Ableitung der momentan tatsächlichen Waldbedeckung im Untersuchungsgebiet.

Die im Amtlich-topographischen Informationssystem (ATKIS) verwalteten Informationen über die Waldgrundgeometrie sollen für eine Selektion der Gesamtwaldfläche in der Osteifel genutzt werden. Eine Überprüfung der Qualität des ATKIS-Datensatzes zeigt allerdings, dass dieser in vielen Bereichen nicht die aktuelle Ausdehnung und Lage aller Waldflächen in der Osteifel wiedergibt. Die Waldgrundgeometrien werden in der Regel alle fünf Jahre durch topographische Aufnahmen und Luftbildbefliegungen

aktualisiert, so dass Veränderungen nicht immer zeitnah in das Informationssystem überführt werden können (Schnellbacher, 2000).

Durch Abbildung 6.15 sind die zur Ableitung der momentan tatsächlichen Waldbedeckung nötigen Prozessierungsschritte zusammengefasst.

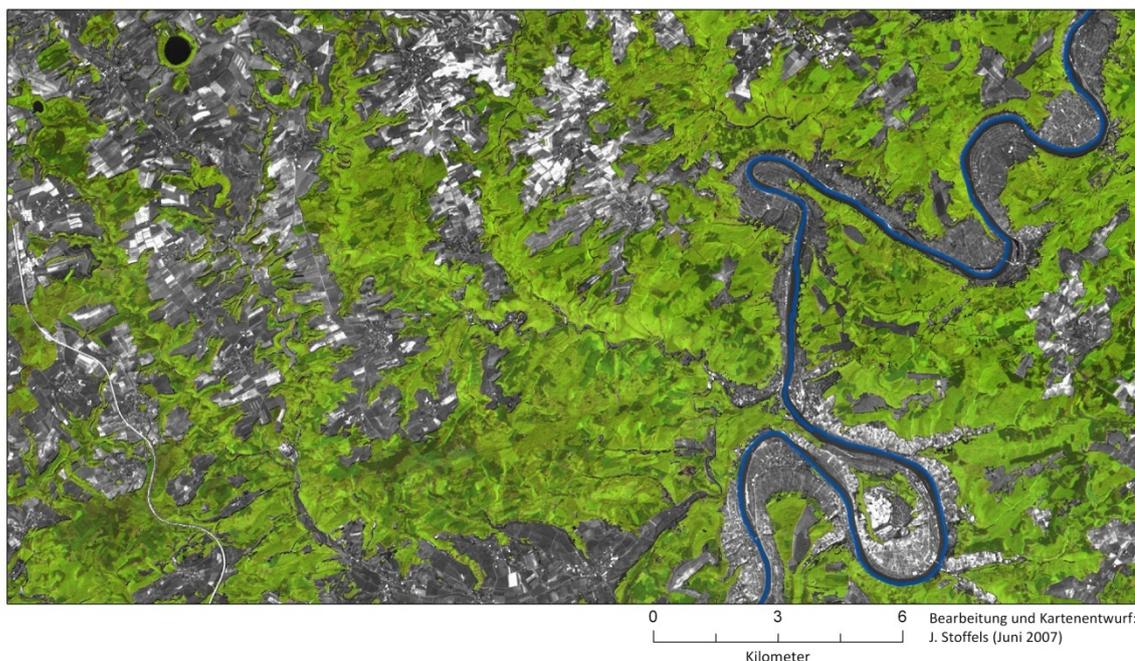


Abbildung 6.15: Momentan tatsächliche Waldverteilung im Bereich des Kondelwaldes. Ausschnitt aus der ASTER-Satellitenbildszena von 26.06.2001. Die maskierten Waldflächen sind in naturnahen Farben wiedergegeben ($R/G/B = 4/3/2$), die Nichtwaldflächen als Graustufen abgebildet.

Die für eine Verwendung in der Vorprozessierung der Satellitenbilder nicht ausreichende Qualität der ATKIS-Daten machte eine flächendeckende Landnutzungsklassifikation (iterative, unüberwachte Klassifikation mit visueller Überprüfung der einzelnen Klassen auf Basis von hochauflösenden Luftbildern) der Eifel notwendig (vgl. Abbildung 7.13), bei der eine aktuelle Waldgrundgeometrie abgeleitet werden konnte.

Durch die durchgeführte Verbesserung konnten diese Flächen identifiziert und eine Karte der aktuellen Waldverteilung im Untersuchungsgebiet erstellt werden, aus der ein Ausschnitt in nachfolgender Abbildung wiedergegeben ist. Die verbesserte ATKIS-Waldgeometrie wurde anschließend zur Ausmaskierung von Nichtwaldflächen aus den Satellitenbilddaten genutzt. Zusätzlich stehen die verbesserten und aktualisierten Daten den Landesforsten als Produkt zur Verfügung. Einen Ausschnitt der Karte der momentan-tatsächlichen Waldverteilung im Untersuchungsgebiet zeigt Abbildung 6.15.

Die so abgeleitete Waldmaske wurde auf die ASTER-Satellitenbilddaten angewendet, um Nicht-Waldflächen von den weiteren Analysen auszuschließen.

Das nachfolgende Verfahrensdigramm fasst die zur Maskierung der momentan tatsächlichen Waldfläche nötigen Prozessierungsschritte zusammen.

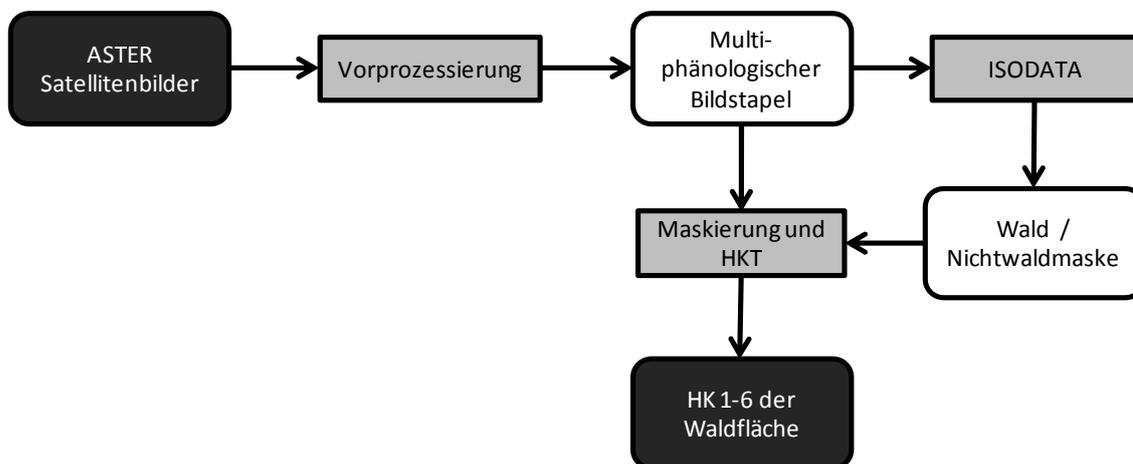


Abbildung 6.16: Verfahrensdigramm zur Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen (HKT = Hauptkomponententransformation; HK = Hauptkomponente).

6.4.2 Lineare Transformation der Bilddaten

Die zur multitemporalen Klassifikation notwendige gleichzeitige Analyse der ASTER-Satellitenbilder vom 26.06.2004 und vom 06.04.2005 wird durch die Bildung eines multiphänologischen Bildstapels realisiert (vgl. Abbildung 6.17). Zur Datenreduktion und zur Unterdrückung von Rauschteilen wurde auf diese Daten abschließend eine Hauptkomponenten-Transformation angewendet.

Die Hauptkomponententransformation stellt eine Standardmethode der digitalen Bildverarbeitung dar und dient in erster Linie zur Unterdrückung von Rauschteilen sowie zur Datenreduktion durch Entfernung redundanter Information aus multispektralen Datensätzen. Durch Drehung und Verschiebung der Koordinatenachsen im n -dimensionalen Merkmalsraum soll ein Höchstmaß an spektralen Unterscheidungsmerkmalen erreicht werden. Über eine lineare Transferfunktion werden die stark korrelierten multispektralen oder multivariaten Daten in einen unkorrelierten Datensatz überführt, der eine alternative Beschreibung des Originaldatensatzes darstellt (Richards & Jia, 2006). Da bereits die ersten vier Hauptkomponenten rund 99% der Ge-

samtvarianz des Datensatzes erklären, konnte durch die Hauptkomponenten-Transformation die bei der Klassifikation zu berücksichtigenden 10 Spektralkanäle der beiden eingehenden ASTER-Aufnahmezeitpunkte auf 6 Hauptkomponenten reduziert werden.

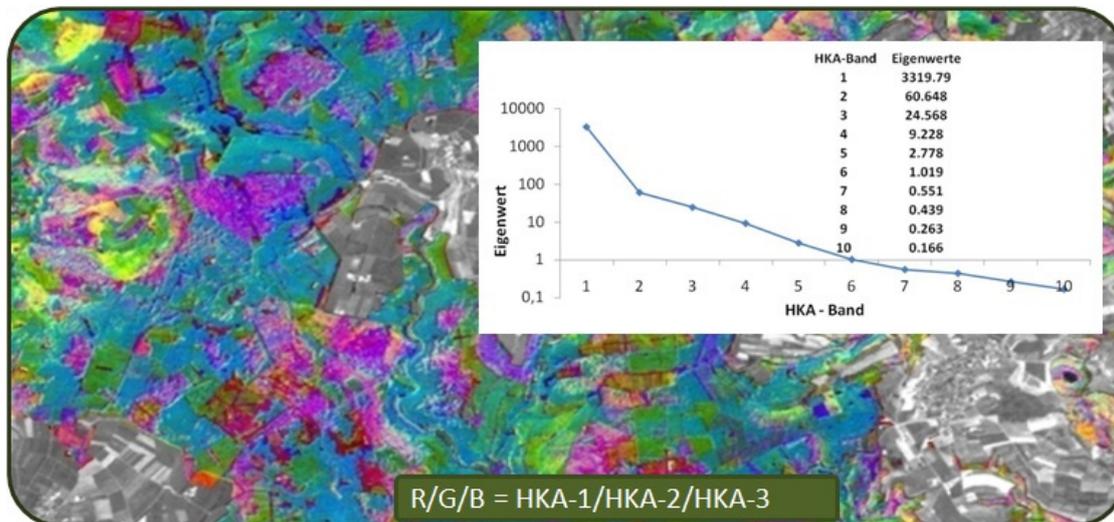


Abbildung 6.17: Bildausschnitt des hauptkomponenten-transformierten multiphänologischen ASTER-Bildstapels. Das eingebettete Diagramm zeigt die Eigenwerte der abgeleiteten 10 Hauptkomponenten.

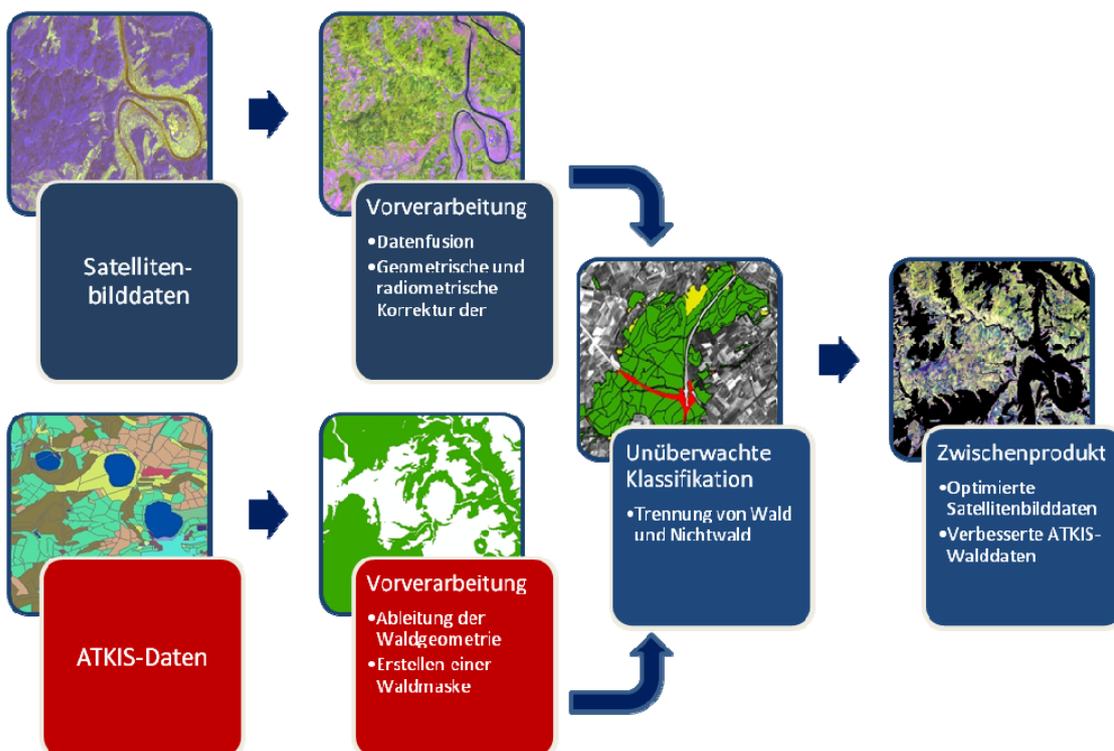


Abbildung 6.18: Zusammenfassung der Prozessierungskette zur Optimierung der Satellitenbilddaten.

6.5 Zusammenfassung der bisherigen Arbeitsschritte, Prozessierungsstrategie und Zwischenergebnisse

Die bisherigen Arbeitsschritte umfassen zum einen die geometrische und radiometrische Vorverarbeitung der ASTER-Satellitenbilddaten, zum anderen die Aufbereitung der zur Verfügung stehenden thematischen Daten verschiedener Quellen. Die durchgeführten Arbeitsschritte bauen dabei aufeinander auf und führen zu Zwischenprodukten, die in der weiteren Prozessierungsstrategie Verwendung finden, allerdings auch als Produkt für Dritte zur Verfügung gestellt werden können. Die Satellitenbilddaten stehen nach Abschluss der Vorprozessierung als optimal aufbereitete Datensätze für die weiteren Untersuchungen zur Verfügung.

Die in diesem Kapitel dokumentierte sorgfältige Korrektur, Aufbereitung und Vorprozessierung der zur Verfügung stehenden Daten ist Voraussetzung für die angestrebten Genauigkeiten bei der satellitengestützten Waldinventur. Abbildung 6.19 fasst die einzelnen Arbeitsschritte zusammen und erläutert den Einsatz der Satellitenbilddaten zur Aufbereitung der ATKIS-Daten.

7 Klassifikationsansätze und Validierungsmethoden

Die landnutzungsbezogene Klassifikation von Satellitendaten stellt eine wichtige Datenquelle für viele naturräumliche Fragestellungen dar. Die dabei zur Anwendung kommenden Auswertungsstrategien zielen auf die Trennung verschiedener thematischer Klassen mit jeweils charakteristischen spektralen Merkmalen ab; im Fall der vorliegenden Studie auf die Unterscheidung von fünf verschiedenen Hauptbaumarten in jeweils drei Wuchs- bzw. Altersklassen. Dem Nutzer stehen verschiedenste Verfahren zur Verfügung, aus denen er, je nach Datenlage, Fragestellung, Untersuchungsgebiet und benötigter Genauigkeit geeignete Methoden auswählen kann.

Zur Abschätzung der bei der Klassifikation erreichten Genauigkeiten kann auf eine große Anzahl verschiedener Methoden zurückgegriffen werden. Allerdings muss deren Einsatz genau dokumentiert werden und allgemeinen Regeln folgen. Im zweiten Teil des Kapitels werden daher etablierte Validierungsmethoden vorgestellt, deren Interpretation erläutert und auf die Einschränkungen bei der absoluten Bewertung von Klassifikationsergebnissen hingewiesen.

Der nachfolgende Überblick über verfügbare, etablierte und bewährte Klassifikationsverfahren mit ihren jeweiligen Vor- und Nachteilen leitet in die Strategieentwicklung für eine angepasste satellitengestützte Waldinventur in der Ost- und Moseleifel ein. Da für die vorliegende Studie ausschließlich optische Fernerkundungsdaten genutzt werden, beschränkt sich die Auswahl der vorgestellten Methoden auf die, die für die Auswertung multispektraler Daten geeignet sind.

7.1 Multispektrale Klassifikation

Eine rechnergestützte Klassifikation bietet die Möglichkeit, die in Fernerkundungsdaten enthaltene Information in geeigneten, nach der zu bearbeiteten Fragestellung angepassten Klassen sichtbar zu machen. Dieses Verfahren nutzt dabei die multispektrale Unterscheidbarkeit von Landnutzungsklassen aus. Über die objekteneigene multispektrale Signatur lassen sich so die einzelnen Bildelemente in thematische Klassen

einordnen. Die Unterscheidbarkeit von Objektsignaturen wird auch von der Qualität der multispektralen Bilddaten bestimmt. Entscheidend sind hierbei die spektrale Lage der Aufnahmekanäle und die Sensorcharakteristik des aufnehmenden Systems (unter anderem: geometrische Auflösung, Aufnahmewinkel, abgebildete Fläche).

Zur Durchführung einer multispektralen Klassifikation stehen dem Nutzer verschiedene Verfahren und Ansätze zur Verfügung. Im Folgenden sollen die Verfahren der überwachten und unüberwachten Klassifikation näher erläutert werden.

a) Unüberwachte Klassifikation

Die unüberwachte Klassifikation ist ein statistisches Verfahren, bei dem die Bildelemente verschiedenen spektralen Klassen zugeordnet werden, ohne dass der Nutzer Einfluss und Vorkenntnis über die Anzahl und Bezeichnung der Klassen besitzt. Die eigentliche Klassifikation findet in Form eines *Cluster-Verfahrens* statt. Dabei werden im multispektralen Merkmalsraum spektral ähnliche Pixel zu einem *Cluster* zusammengefasst.

Zu diesem Zweck hat sich der Einsatz des ISODATA-Algorithmus (*Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique*) bewährt. Dieser berechnet die gleichmäßig im Datenraum verteilten Klassenmittelwerte und fasst anschließend die verbleibenden Pixel des Eingangsdatensatzes zu *Clustern* zusammen. Zur Abschätzung der Klassenzugehörigkeit wird ein Distanzmaß verwendet. Ein häufig verwendetes Maß ist die Euklidische Distanz. Der Abstand zwischen zwei Pixeln x_1 und x_2 im n-dimensionalen Merkmalsraum wird dabei bestimmt mit:

$$d(x_1, x_2) = \|x_1 - x_2\| = \sqrt{(x_1 - x_2)^t * (x_1 - x_2)} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad 7.1$$

N = Anzahl der spektralen Komponenten

Im nächsten Schritt erfolgen eine Neuberechnung der Klassenmittelwerte und eine erneute Klassifikation der Bildelemente mit dem Bezug auf die neuen Mittelwerte. Über Standardabweichungs- oder Distanz-Schwellenwerte nimmt der Nutzer Einfluss auf die Klassifikation. Der Prozess wird wiederholt, bis die voreingestellte Iterationszahl erreicht ist oder bis weniger als eine voreingestellte Pixelanzahl in einem Rechenschritt umklassifiziert wird (Richards & Jia, 2006). Abbildung 7.1 zeigt beispielhaft, wie zwei Cluster schrittweise über vier Iterationen durch Minimierung der Summe der quadrierten Abstände getrennt werden.

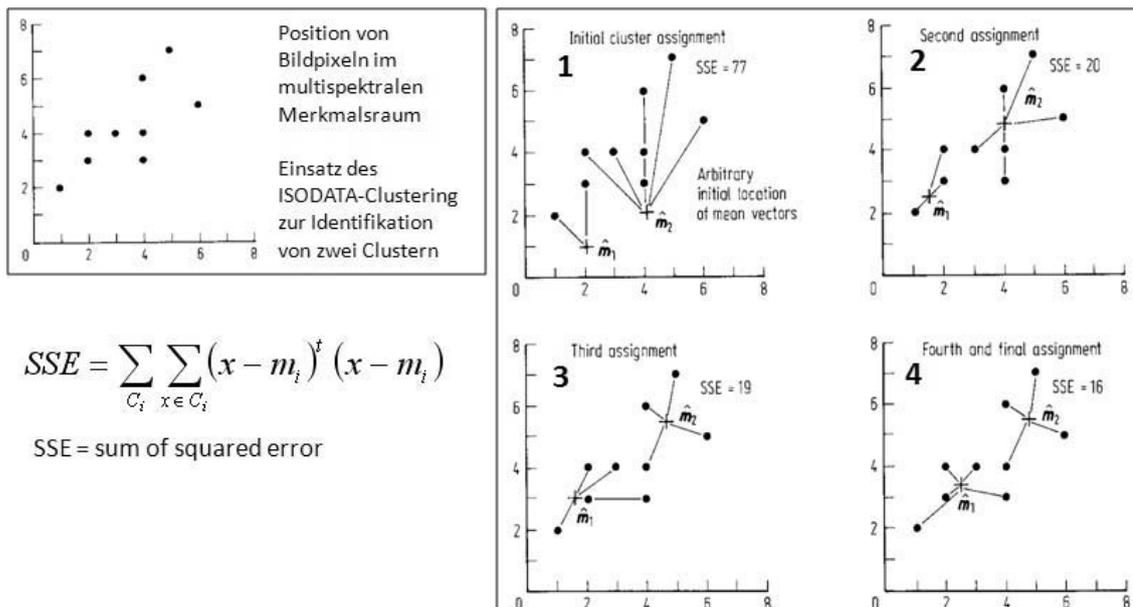


Abbildung 7.1: Iterative Clusteranalyse im zweidimensionalen Merkmalsraum am Beispiel des ISODATA-Algorithmus. Quelle: (Richards & Jia, 2006).

b) Überwachte Klassifikation

Bei überwachten Klassifikationen findet eine Zuordnung der Bildelemente, nach spektral-geometrischen oder statistischen Verfahren, in zuvor festgelegte Spektralklassen statt. Um überwacht zu klassifizieren, werden zunächst Trainingsflächen im Untersuchungsgebiet identifiziert, deren Oberflächeneigenschaften und spektralen Eigenschaften bekannt sind. Über diese Trainingsgebiete können verschiedene Objektklassen in ihrer Lage im spektralen Merkmalsraum definiert werden. Während des Klassifikationsprozesses findet ein Abgleich zwischen der spektralen Signatur der Bildpixel und der Trainingsgebiete statt, nach dem entschieden wird, ob ein Flächenelement einer entsprechenden Klasse zugeordnet wird. Dieser Zuordnungsschritt erfolgt über einen vom Nutzer gewählten Klassifikationsalgorithmus. Häufig genutzte Klassifikationsalgorithmen sind dabei:

- *Minimum-Distance-Verfahren.* Bei diesem Ansatz wird für jede Trainingsklasse ein spektraler Mittelwert berechnet. Während der Klassifikation wird für jedes Bildelement der Abstand zu den Mittelwerten aller Trainingsklassen im n-dimensionalen Merkmalsraum berechnet. Anschließend werden die Bildelemente den Klassen zugewiesen, zu deren Mittelwert der geringste Abstand besteht. Vorteilhaft an diesem Ansatz ist, dass keine unklassifizierten Pixel zurückbleiben

und auch der gesamte Klassifikationsschritt sehr schnell abläuft. Als Nachteil wird angeführt, dass die Kovarianz der einzelnen Klassen nicht berücksichtigt wird (Hildebrandt, 1996; Smits et al., 1999b; Richards & Jia, 2006).

- *Parallelepiped-Verfahren.* Bei dieser Methode wird in einem ersten Schritt für jede Trainingsklasse eine untere und obere spektrale Grauwerteschwelle definiert. Im zweidimensionalen Merkmalsraum betrachtet, entstehen durch diesen Ansatz Rechtecke, die jeweils die Grauwerte einer spektralen Trainingsklasse umschließen. Im dreidimensionalen Merkmalsraum werden analog dazu Quader, im n-dimensionalen Merkmalsraum entsprechende theoretische Körper definiert. Die anschließende Zuweisung der einzelnen Bildelemente zu den unterschiedlichen Klassen erfolgt über eine Abfrage. Dabei wird ein Bildelement der Klasse zugeordnet, deren Quader die entsprechenden Grauwerte umfasst. Liegt die Grauwertekombination eines Bildelementes in keinem der ausgewiesenen Quader, wird es nicht klassifiziert. Problematisch wird dieses Verfahren auch, wenn sich die definierten Quader überlappen, was bei stark korrelierten Daten passieren kann. Vorteilhaft bei dieser Methode ist allerdings die schnelle und einfache Durchführbarkeit (Smits et al., 1999a; Richards & Jia, 2006).
- *Maximum-Likelihood-Verfahren.* Dieser statistische Ansatz beruht auf der Grundannahme, dass die Grauwerte von Bildelementen für jede der definierten spektralen Objektklassen eine multivariate Gaußsche Normalverteilung um den Mittelwert der Klasse aufweisen. In einem ersten Schritt werden aus den Grauwerten der Bilddaten für jede Klasse Mittelwertvektoren und eine Kovarianzmatrix berechnet; wobei letztere die Varianz der Grauwerte und die Kovarianz zwischen den Grauwerten in den definierten Spektralklassen angibt. Während des Klassifikationsprozesses wird dann für jedes Bildelement die statistische Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit zu einer bestimmten Klasse berechnet. Die Bildelemente werden dann den Klassen zugewiesen, für die die größte Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit errechnet wurde. Entscheidendes Kriterium dabei ist der Mahalanobis-Abstand der Merkmalsvektoren der Bildelemente von den Mittelvektoren der eingeteilten Klassen. Um Fehlklassifikationen zu minimieren, wird zusätzlich noch die minimale Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit als Zurückweisungsschwelle definiert (Hildebrandt, 1996; Smits et al., 1999a; Richards & Jia, 2006).

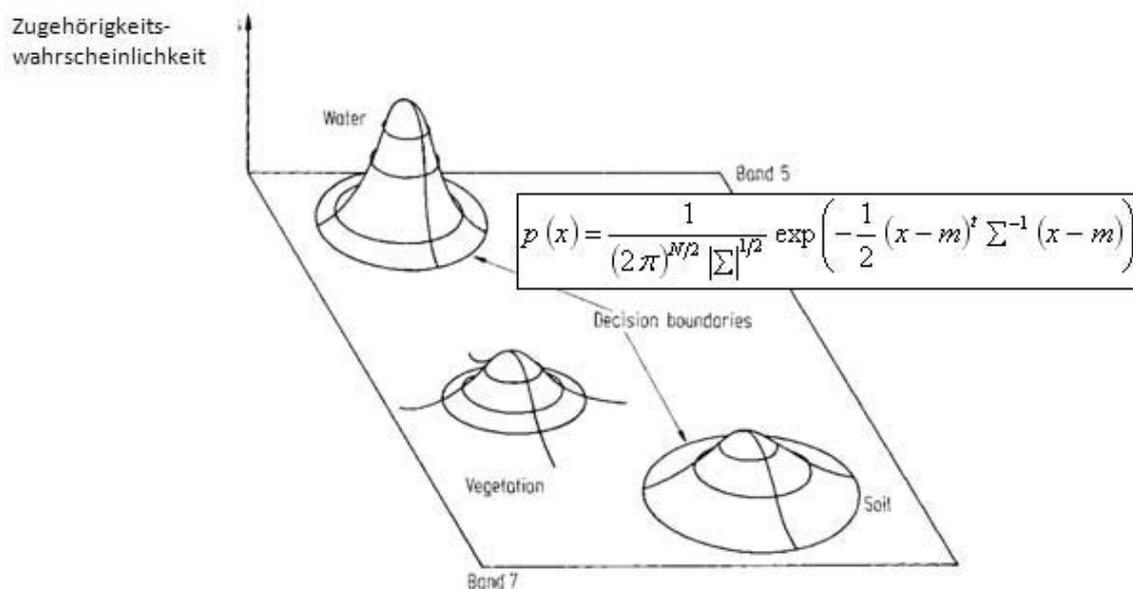


Abbildung 7.2: Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten von Bildelementen nach Definition durch das Maximum-Likelihood-Verfahren. Quelle: (Richards & Jia, 2006)

Das Maximum-Likelihood-Verfahren ist asymptotisch erwartungstreu, asymptotisch effizient und besitzt einen klaren Rechenweg. Dies macht den Ansatz zu dem in der Fernerkundung am häufigsten eingesetzte Klassifikationsverfahren. Der Einsatz des Maximum-Likelihood-Klassifikators setzt eine Normalverteilung der verwendeten Referenzdaten voraus. Allerdings gilt das Klassifikationsverfahren als robust gegenüber Referenzdaten, die stärker von der Normalverteilung abweichen, so dass zumindest bei Verwendung von unimodal verteilten Referenzdaten keine wesentliche Verschlechterung des Klassifikationsergebnisses zu erwarten ist (Swain & Davis, 1978). Ist die vorausgesetzte Normalverteilung der eingehenden Klassensignaturen erfüllt, gilt das Maximum-Likelihood-Verfahren als das am besten geeignete überwachte Klassifikationsverfahren für Multispektrale Daten (Gibson & Power, 2000).

Allerdings sollte der Maximum-Likelihood-Klassifikator nur eingesetzt werden, wenn eine ausreichende Anzahl an Referenzdaten pro eingehender thematischer Klasse vorhanden ist. Dabei gilt als Richtwert die Empfehlung von Swain & Davis (1978) von $10N$ Referenzpunkte pro thematischer Klasse, wobei N die Anzahl der Dimensionen des multispektralen Datensatzes beschreibt.

Problematische Klassifikationsergebnisse werden erzielt, wenn zu klassifizierende Bildelemente im Randbereich von Verteilungsfunktionen liegen und verschiedenen thematischen Klassen zugeordnet werden können (vgl. Abbildung 7.3).

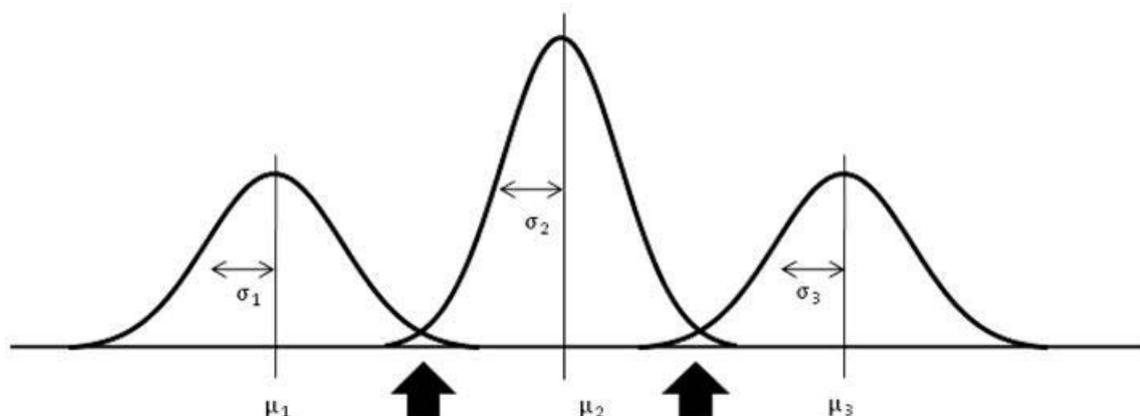


Abbildung 7.3: Problematische Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten in Randbereichen von Verteilungsfunktionen. Quelle: (Richards & Jia, 2006; verändert).

Daher ist darauf zu achten, dass die Referenzdaten die jeweilige thematische Klasse eindeutig charakterisieren.

- *Artificial-Neural-Networks*: Neuronale Netze lassen sich als semiparametrische Modelle zur Schätzung von Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten beschreiben. Dabei werden keine strengen Voraussetzungen für die Art der Verteilung der Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten gemacht. Das informationsverarbeitende System setzt sich aus einer großen Anzahl einfacher Einheiten (Neuronen) zusammen, die durch mit Gewichtungsfaktoren belegten Verbindungen miteinander verknüpft sind. Während des Lernprozesses werden die Gewichtungsfaktoren anhand von Trainingsdaten optimal angepasst. Neuronale Netze sind dazu geeignet, Muster und Zusammenhänge in großen Datenbeständen zu erkennen. Die Vorteile in diesem Ansatz liegen in der Fähigkeit, von künstlichen neuronalen Netzwerken auch nichtlineare Zusammenhänge und Muster in den Eingangsdaten zu erkennen. Im Gegensatz zu den verteilungsorientierten Verfahren gelten ANNs als robust gegenüber verrauschten Daten und sind in der Lage auch komplexe, nichtlineare Zusammenhänge zu analysieren. Als arbeits- und zeitintensiv gestaltet sich allerdings das Training des Netzwerkes (Benediktsson et al., 1990; Murthy et al., 2003; Canty, 2007).

c) Regelbasierte Klassifikation

Im Gegensatz zu den oben beschriebenen Klassifikationsalgorithmen erfolgt bei der regel- oder wissensbasierten Klassifikation die Zuordnung der Bildpixel durch eine hierarchische Aneinanderreihung von Einzelentscheidungen.

Der Begriff „wissensbasiert“ weist hierbei auf die Möglichkeit hin, zusätzliche Kenntnisse oder Daten mit in den Klassifikationsprozess zu integrieren. Ein Hauptelement dieses Verfahrens stellt der graphische Editor dar, der es ermöglicht, einen hierarchischen Entscheidungsbaum zu entwickeln. Der Entscheidungsbaum setzt sich aus Hypothesen, Regeln und Variablen zusammen, die vom Nutzer definiert werden. Hypothesen sind dabei die thematischen Klassen der Klassifizierung, die von mindestens einer Regel definiert werden, die wiederum durch eine oder mehrere Variablen bestimmt wird (Meinel et al., 2001). Verknüpft ergeben diese Elemente dann den hierarchischen Entscheidungsbaum. So wird jedes Bildelement über die Regeln und Variablen geprüft und wenn es sie erfüllt, der entsprechenden Klasse zugewiesen. Über die Variablen lassen sich so neben den Satellitenbildern auch weitere thematische Daten einbeziehen wie sekundäre Bildparameter (NDVI, Ratiokanäle und Ergebniskanäle von Bildtransformationen) oder Höhenmodelle und deren Derivate. Der Vorteil dieses wissensbasierten, hierarchischen Ansatzes liegt in seinen flexiblen Anwendungsmöglichkeiten. So kann für jeden Entscheidungsschritt die günstigste Kanalkombination gewählt oder weitere helfende Daten integriert werden (Meinel et al., 2001; Koch et al., 2003).

7.2 Validierungsmethoden

Die Genauigkeit von aus Satelliten- und Luftbilddaten abgeleiteten Karten hängt im Wesentlichen von der Lagegenauigkeit der Bilddaten im Vergleich zu den genutzten Referenzdaten und von der Zuweisungsgenauigkeit bei der Klassifikation ab. Zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit (Accuracy-Assessment) werden verschiedene Verfahren genutzt, die an die jeweilige Situation und Fragestellung angepasst werden müssen. Für die Akzeptanz der abgeleiteten Produkte durch den Nutzer aber auch als Grundlage für Verbesserungen der verwendeten Methoden durch den Hersteller ist es nötig, das erreichte Genauigkeitsniveau zu spezifizieren (Powell et al., 2004). Oftmals werden Validierungskonzepte nicht korrekt bzw. nicht einem einheitlichen Standard entsprechend umgesetzt, in der Folge können Ergebnisse ganzer Studien in Frage gestellt werden. Verschiedene Autoren erklären mittlerweile sogar die Validierung von

Klassifikationsergebnissen zur kritischsten Komponente von Forschungsvorhaben und Anwendungen in der Fernerkundung (Congalton & Green, 1999; Maingi et al., 2002).

7.2.1 Überblick über Methoden zur Bewertung der Genauigkeit von satellitengestützten Landbedeckungsklassifikationen

Die intensive Entwicklung von Techniken und Kriterien zum Testen von Kartierungs- und Klassifikationsergebnissen aus Satellitenbildern begann in Folge der Verfügbarkeit der Landsat-MSS-Daten in den 1970ern. Congalton (1994) unterscheidet vier historische Entwicklungsstufen der Genauigkeitsabschätzung von Klassifikationsergebnissen. Die erste Stufe stellt die rein visuelle Bewertung des Klassifikationsergebnisses im Vergleich mit Luftbildern, thematischen und topographischen Karten dar. Dabei wurde einzig die Plausibilität der Ergebnisse überprüft. Diese Art der Bewertung wird stark durch die thematische Fragestellung der Studie und die Vorkenntnisse des Bearbeiters beeinflusst. So kann das Ergebnis einer satellitengestützten Waldinventur aus dem Blickwinkel eines Forsteinrichters als geeignet, aus der Sicht eines Wildbiologen als ungeeignet erscheinen. Trotzdem ist eine visuelle Bewertung der erstellten Karten immer noch ein erster entscheidender Schritt im Validierungsprozess (Foody, 2002).

Die zweite historische Stufe ist durch die Versuche gekennzeichnet, die Validierungsmethoden objektiver zu machen. Der dabei genutzte Ansatz sieht einen Vergleich der Flächenanteile der thematischen Klassen im Klassifikationsergebnis mit den tatsächlichen Flächengrößen im Untersuchungsgebiet, bestimmt durch topographische Karten oder Nutzungsstatistiken vor. Diese Methode liefert zwar einen generellen Hinweis auf die Plausibilität des Ergebnisses, berücksichtigt aber nicht die Verteilung der thematischen Klassen in der abgeleiteten Karte. So können zwar die Verhältnisse der verglichenen Oberflächen stimmen, deren Lage im Raum allerdings nicht mit der Wirklichkeit übereinstimmen. Diese Methode findet oftmals noch Anwendung bei Studien über große zusammenhängende Räume, über die kaum Validierungsdaten beschafft werden können. Der Vergleich mit allgemeinen thematischen, wirtschaftlichen oder sozio-ökonomischen Statistiken erlaubt so Rückschlüsse auf die Qualität des Klassifikationsergebnisses (Congalton, 1994; Foody, 2002).

Weitere Entwicklungen in der Genauigkeitsabschätzung von Klassifikationsergebnissen führten zur dritten historischen Stufe des Accuracy-Assessments, während derer erstmals Maßzahlen zum Abschätzen der erzielten Genauigkeiten abgeleitet wurden. Dabei wurden für eine Anzahl an Standorten im jeweiligen Untersuchungsgebiet Vali-

dierungsdaten erhoben und mit den thematischen Klassen des Klassifikationsergebnisses verglichen. Die Anzahl an korrekt klassifizierten Standorten wird anschließend ins Verhältnis gesetzt zur Gesamtanzahl an Validierungsstandorten. Der berechnete Prozentwert dient als Maß für die erreichte Gesamtgenauigkeit. Dieser Ansatz bot erstmals die unabhängige und reproduzierbare Bewertung der Gesamtgenauigkeit über eine Maßzahl. Unberücksichtigt bleiben dabei allerdings die Genauigkeiten der einzelnen ausgewiesenen thematischen Klassen. So kann eine gute Gesamtgenauigkeit das Versagen der Klassifikation bei einzelnen thematischen Klassen verbergen und so verhindern, dass Schwächen der gewählten Strategie aufgedeckt werden (Congalton, 1991; Foody, 2002). Diese Schwächen führten zu einer Weiterentwicklung und Verfeinerung der Methoden und schließlich zur Einführung der Fehlermatrix zur Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeiten. Zugleich wird dies als vierte historische Stufe in der Entwicklung des Accuracy-Assessments angesehen. Hauptkritikpunkt ist dabei die getroffene Grundannahme, dass jedes klassifizierte Pixel vollständig von einer der thematischen Klassen repräsentiert wird. Mischpixel und durch die thematischen Klassen nicht wiedergegebene Landbedeckungstypen werden so von vornherein nicht berücksichtigt (Foody, 2001).

7.2.2 Fehlermatrix als deskriptives Werkzeug

Die Fehlermatrix oder Konfusionsmatrix wurde in vielen Studien als deskriptives Werkzeug zur Organisation der Daten sowie zur Berichterstattung während der Genauigkeitsabschätzung von Klassifikationsergebnissen eingeführt und hat sich heute in der wissenschaftlichen Praxis etabliert ohne allerdings als Standardmethode allgemein anerkannt zu sein (Congalton, 1991; Congalton & Green, 1999; Liu et al., 2007).

Eine Fehlermatrix ist ein quadratisches Datenfeld, das zur Organisation und Darstellung der Validierungsdaten dient, die in Form von einzelnen Pixeln, Clustern oder ganzen Polygonen erhoben werden (vgl. Tabelle 7.1). In den Spalten der Matrix werden üblicherweise die Referenzdaten abgebildet, während die Zeilen zur Darstellung des Klassifikationsergebnisses dienen. Im Gegensatz zur einfachen Verhältnisbildung zwischen richtig klassifizierten Pixeln und der Gesamtzahl der Validierungspixel erlaubt die Fehlermatrix die Berechnung einer Vielzahl an deskriptiven und statistischen Genauigkeitsmaßen für die Gesamtklassifikation (*map-level*) sowie für einzelne thematische Klassen (*category-level*). Dadurch wird sowohl das Gesamtergebnis als auch jede einzelne Klasse und die gewählte Klassifikationsstrategie differenziert bewertet (Congalton, 1991; Stehman, 1997b; Congalton & Green, 1999).

Tabelle 7.1: Beispiel einer Fehlermatrix mit vier thematischen Klassen.

		Referenzdaten				Summe
		Buche	Eiche	Fichte	Douglasie	
Klassifikationsergebnis	Buche	303	50	3	0	356
	Eiche	46	299	1	0	346
	Fichte	2	0	368	10	380
	Douglasie	1	0	41	127	169
	Summe	352	349	413	137	

Ab den späten 1970ern wurden Fehlermatrizen vor allem in der Photogrammetrie genutzt. Die Ergebnisse der visuellen Kartierung und Interpretation von Luftbildern wurde stark von der Erfahrung und dem Vorwissen des Sachbearbeiters beeinflusst. Fehlermatrizen wurden eingesetzt, um diskrete multivariate Analysetechniken beim Vergleich von Klassifikationsergebnissen verschiedener Luftbildauswerter anzuwenden und so ein Maß für die Qualität der Karten zu erhalten. Als Genauigkeitsmaß wurden vor allem KHAT-Statistiken eingesetzt (Congalton & Mead, 1983).

Mitte der 1980er wurden Fehlermatrizen auch immer mehr bei fernerkundlichen Studien und Kartierungen eingesetzt. So stellten Congalton et al. 1983 Fehlermatrizen und den daraus abgeleiteten Kappa-Koeffizienten als Methode vor, um aus Landsat-MSS abgeleitete Landbedeckungsklassifikationen in ihrer Genauigkeit zu bewerten (Congalton et al., 1983).

7.2.3 Genauigkeitsmaße

Das einfachste deskriptive Maß stellt die Gesamtklassifikationsgenauigkeit (Overall Accuracy, OAA) dar. Gleichzeitig ist diese Größe für viele Anwender immer noch die wichtigste Angabe zur Beurteilung der Qualität einer Karte. Die Gesamtklassifikationsgenauigkeit OAA berechnet sich über die Anzahl der korrekt klassifizierten Validierungspixel (n_{kk} , dargestellt in der Diagonalen der Fehlermatrix), die

Anzahl der thematischen Klassen q und der Gesamtzahl an Validierungspunkten n (vgl. Formel 8.1) (Story & Congalton, 1986; Congalton & Green, 1999).

$$OAA = \frac{1}{n} \sum_1^q n_{kk} * 100 \quad 7.2$$

Die Gesamtgenauigkeit für das in Tabelle 7.1 gegebene Beispiel ergibt $OAA = 86,7\%$.

Einen entscheidenden Schritt in der Entwicklung der diskreten multivariaten Analyse-techniken stellt die Einführung der Nutzer- und Herstellergenauigkeit durch Story und Congalton 1986 dar. Erstmals werden Bewertungsmethoden genutzt, die sich nicht nur auf die Gesamtklassifikation oder Gesamtkarte beziehen (*map-level*), sondern klassenweise Genauigkeitsmaße (*category-level*) liefern (Story & Congalton, 1986).

Ein weiterer Index zur Validierung einer aus Satellitenbilddaten abgeleiteten Klassifikation ist der bereits oben eingeführte Kappa-Koeffizient. Bereits 1960 von Cohen für die Evaluation von psychologischen Studien eingeführt und 1983 durch Congalton et al. für fernerkundliche Anwendungen übernommen, wurde dieser Index 1986 von Rosenfield und Fitzpatrick-Lins als Standard in fernerkundlichen Arbeiten empfohlen. Verwiesen werden muss auch noch auf die Arbeit von Hudson und Ramm, die 1987 die korrekte Formulierung des Kappa-Koeffizienten veröffentlichten und die verwendeten Formeln vereinheitlichten (Cohen, 1960; Congalton et al., 1983; Rosenfield & Fitzpatrick-Lins, 1986; Hudson & Ramm, 1987).

Der Kappa-Koeffizient vergleicht die tatsächlich mit den Referenzdaten übereinstimmenden Validierungspixel mit den sich bei einer zufälligen Verteilung ergebenden Übereinstimmungen. Damit wird die Stärke des Zusammenhangs zwischen dem Klassifikationsergebnis und den Referenzdaten nach folgender Formel angegeben:

$$\hat{K} = \frac{n \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i.} * x_{.i})}{n^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i.} * x_{.i})} \quad 7.3$$

wobei

r = Anzahl der Spalten in der Fehlermatrix

x_{ii} = Anzahl der Beobachtungen im Matrixelement (i;i) (Diagonale)

$x_{i.}$ = Summe der Zeile i (Klassifizierte Werte)

$x_{.i}$ = Summe der Spalte i (Referenzdaten)

n = Summe aller Beobachtungen in der Matrix

Für das in Tabelle 7.1 gegebene Beispiel beträgt der Kappa-Koeffizient 0,73. Damit stimmt das Klassifikationsergebnis zu 73% besser mit den Referenzdaten überein, als dies bei einer rein zufälligen Verteilung zu erwarten wäre. Der Wertebereich des Kappa-Koeffizienten liegt zwischen -1 und 1, wobei ab einem Kappa-Koeffizienten von 0 von einer so gut wie zufälligen Zuweisung ausgegangen wird. Obwohl viele Vorschläge zu seiner Modifizierung gemacht und alternative Indizes entwickelt wurden, ist der des Kappa-Koeffizienten heute in der wissenschaftlichen Praxis etabliert. Er ist vor allem ein aussagekräftiges Maß für die Güte des genutzten Klassifikationsverfahrens (Foody, 1992, 2004; Liu et al., 2007).

Die von Story und Congalton 1986 eingeführten Maße zur Bewertung der Genauigkeit für einzelne thematische Klassen, die Nutzergenauigkeit ua_i (user's accuracy) und Herstellergenauigkeit pa_i (producer's accuracy) berechnen sich nach folgenden Formeln:

$$ua_i = \frac{x_{ii}}{x_{.i}} * 100$$

7.4

$$pa_i = \frac{x_{ii}}{x_{i.}} * 100$$

Die Nutzergenauigkeit ua_i berechnet sich aus dem Verhältnis der korrekt klassifizierten Validierungspunkte einer thematischen Klasse zu allen Validierungspunkten, die dieser Klasse zugeordnet wurden. Über die Fehlermatrix kann so der Quotient aus einem Element der Hauptdiagonale und der entsprechenden Zeilensumme gebildet werden. Entsprechend gibt die Herstellergenauigkeit pa_i als Quotient aus einem Element der Hauptdiagonalen und der entsprechenden Spaltensumme das Verhältnis von fälschlicherweise einer thematischen Klasse zugewiesenen Validierungspunkten zu allen Validierungspunkten dieser Klasse an (Story & Congalton, 1986; Lillesand & Kiefer, 2000).

Die Nutzer- und Herstellergenauigkeiten der vier thematischen Klassen für das Beispiel aus Tabelle 7.1 finden sich in nachfolgender Tabelle.

Tabelle 7.2: Beispielberechnung von Nutzer- und Herstellergenauigkeit.

	Nutzergenauigkeit	Herstellergenauigkeit
Buche	85,1%	85,8%
Eiche	86,2%	85,4%
Fichte	92,5%	88,2%
Douglasie	75,1%	92,7%

Seit den 1980ern wurde darüber hinaus eine ganze Reihe von weiteren Genauigkeitsmaßen vorgestellt und diskutiert. Als Genauigkeitsmaße für die Gesamtklassifikation beispielsweise: *kappa-like statistic alpha* (Foody, 1992), *average mutual information* (Finn, 1993), *tau-coefficient* (Ma & Redmond), *classification success index* (Koukoulas & Blackburn, 2001). Und als Genauigkeitsmaße für einzelne thematische Klassen: *Conditional kappa (user's and producer's)* (Rosenfield & Fitzpatrick-Lins, 1986), *modified conditional kappa (user's and producer's)* (Stehman, 1997a), *individual classification success index* (Koukoulas & Blackburn, 2001). In der wissenschaftlichen Praxis etabliert und am häufigsten eingesetzt sind aber weiterhin Gesamtgenauigkeit, Hersteller- und Nutzergenauigkeiten sowie der Kappa-Koeffizient.

Aus der historischen Entwicklung und den vorgestellten Methoden zur Abschätzung der Genauigkeit können Validierungsstrategien entwickelt werden, die sich auf die jeweilige Studie sowie die Art bzw. Verfügbarkeit von Referenz- und Validierungsdaten anpassen lassen. So schlägt beispielsweise (Congalton, 2001) ein fünfstufiges Verfahren zur Untersuchung der erreichten Güte und zur Identifikation von Fehlerquellen vor:

- Visuelle Kontrolle
- Vergleich von Flächenstatistiken
- Berechnung von Differenzbildern
- Berechnung des Gesamtfehlers
- Quantitative Genauigkeitsbewertung

Diese Schritte sollen auch als Grundlage zur Entwicklung einer Validierungsstrategie für die satellitengestützte Waldinventur der Eifel dienen.

7.2.4 Potentielle Fehlerquellen und Ungenauigkeiten bei der Bewertung von Klassifikationsgenauigkeiten

Ein Aspekt, der bei der Entwicklung von Validierungsstrategien gerne übersehen wird, sind potentielle Ungenauigkeiten in den für die Validierung vorgesehenen thematischen Daten. Dabei können fehlerhafte Validierungsdaten zu Über- und Unterschätzungen der Genauigkeitsmaße führen. Nachfolgend sollen potentielle Fehlerquellen und Ungenauigkeiten bei der Bewertung von Klassifikationsgenauigkeiten diskutiert werden.

Zu Beginn jedes Accuracy Assessments steht die Frage, welche Methode der Genauigkeitsabschätzung angewendet werden soll und wie die Ergebnisse daraus zu be-

schreiben und zu interpretieren sind (Powell et al., 2004). Sämtliche Methoden zur Abschätzung der Genauigkeit von thematischen Landbedeckungskarten beruhen auf folgenden grundsätzlichen Annahmen (Gopal & Woodcock, 1994; Verbyla & Hammond, 1995; Hammond & Verbyla, 1996; Lunetta et al., 2001; Powell et al., 2004):

- Die Anzahl an Validierungspunkten stellt eine statistisch repräsentative Menge an Punkten für das jeweilige Untersuchungsgebiet dar.
- Die räumliche Lage der Validierungspunkte stimmt exakt mit der Position in der thematischen Karte überein.
- Jeder Validierungspunkt stimmt eindeutig mit einer der thematischen Klassen überein.
- Jedes Pixel der zur Klassifikation genutzten Satellitenbildszenen lässt sich eindeutig einer der thematischen Klassen zuordnen.
- Die Landbedeckung ändert sich nicht, auch wenn zwischen der Ableitung der thematischen Karte und der Erhebung der Validierungsdaten Zeit vergangen ist.
- Die Validierungsdaten enthalten keine Fehler.

Es kann als sicher angenommen werden, dass bei keiner Validierung alle Bedingungen zu einhundert Prozent erfüllt werden können. Daraus ergibt sich entweder eine Unterschätzung oder eine Überschätzung der abgeleiteten Genauigkeitsmaße. Die unterschiedlichen Ursachen dieser Schätzfehler sollen nachfolgend kurz zusammengefasst werden.

a) Unterschätzung der Klassifikationsgenauigkeit durch Genauigkeitsmaße

Unterschätzungen der Genauigkeitsmaße treten auf, wenn es aufgrund von Fehlern bei der räumlichen Verordnung der Validierungspunkte zu Lageverschiebungen kommt. Da allerdings die Grundannahme besteht, dass die räumliche Lage der Validierungspunkte exakt mit der jeweiligen Position in der thematischen Karte übereinstimmen muss, werden diese Lageverschiebungen als Fehler in der Klassifikation gewertet. Auch Verzerrungen in den genutzten Satellitenbildern führen zu Ungenauigkeiten in der Positionierung und darüber zu Fehlern, die zu Ungunsten der Klassifikationsgenauigkeit gewertet werden. Dabei können selbst Satellitenbilder, deren geometrische Korrektur mit Subpixelgenauigkeit durchgeführt wurden, in manchen Bildbereichen (z.B. bei stark reliefiertem Gelände) Lageungenauigkeiten aufweisen (Townshend et al., 1992; Verbyla & Hammond, 1995).

Ein grundlegendes Problem stellt die Natur der thematischen Karte selbst dar, die eine heterogene Landschaft oder Waldfläche in eine bestimmte Anzahl diskreter thematischer Klassen zusammenfasst, die sich gegenseitig ausschließen. So wird bei-

spielsweise bei einem Mischwald aus Buche und Eiche die Einteilung in eine thematische Klasse (z.B. Buche-Reife) erzwungen (Gopal & Woodcock, 1994). Auch können nicht alle in der Natur vorkommenden Landschaftselemente in eine eigene thematische Klasse überführt werden, sondern werden entweder einer spektral ähnlichen Klasse zugewiesen oder durch allgemeinere Klassen abstrahiert. So können beispielsweise Ackerland und Grünland in die gemeinsame thematische Klasse „landwirtschaftliche Nutzfläche“ zusammengefasst werden (Cracknell, 1998).

Ein weiteres Problem entsteht dadurch, dass jedes Satellitenbild, unabhängig von der jeweiligen geometrischen Auflösung, auch Mischpixel enthält. Diese können entweder an der Grenze zwischen spektral gut voneinander zu unterscheidenden Arealen auftreten, in kontinuierlichen Übergangsbereichen zwischen zwei spektralen Klassen liegen oder dadurch entstehen, dass bestimmte Flächen zu klein sind, um räumlich voneinander getrennt zu werden. Durch diese Problematik entstehende Fehler führen ebenfalls zu einer Herabsetzung der Genauigkeitsmaße (Fisher, 1997; Foody, 1999).

Von entscheidender Bedeutung für die Qualität jedes Validierungsansatzes ist die Genauigkeit der verwendeten Daten. Da die Grundannahme gilt, dass Validierungsdaten keine Fehler enthalten, führen sämtliche nicht korrekten Einträge zu einer Verschlechterung bei der Beurteilung des Klassifikationsergebnisses. Dabei sind oftmals die zur Überprüfung eingesetzten Daten überhaupt nicht zu diesem Zweck erhoben worden und erfüllen nicht die Ansprüche an Genauigkeit, die von den Validierungsansätzen gefordert wird. So abstrahieren landwirtschaftliche, forstwirtschaftliche oder sozio-ökonomische Daten die tatsächlichen Zustände in den untersuchten Gebieten und erheben auch nicht den Anspruch, jedes Flächenelement exakt zu beschreiben. Auch muss die Aktualität der Validierungsdaten beachtet werden, so können große Zeitabstände zwischen Ableitung der thematischen Karte und Erhebung der Referenzdaten zu Unstimmigkeiten führen, wenn sich in der Zwischenzeit die Landbedeckung oder Landnutzung geändert hat (Smits et al., 1999a; Foody, 2001).

b) Überschätzung der Klassifikationsgenauigkeit durch Genauigkeitsmaße

Neben der Unterschätzung der Genauigkeitsmaße durch Fehler und Ungenauigkeiten in den Validierungsdaten, führt vor allem die Wahl einer ungeeigneten Methode zur Erhebung von Referenzdaten dazu, dass Genauigkeitsmaße überschätzt werden. Als Ursache dafür gilt vor allem die Art der Erhebung von Validierungsdaten. Oftmals werden für die Bewertung der Klassifikationsgenauigkeit die gleichen Daten genutzt, die bereits zum Training des Klassifikators verwendet wurden. Dies führt zu statistischen Abhängigkeiten zwischen Referenz- und Validierungsdaten, die sich in einer Über-

schätzung der Genauigkeitsmaße auswirken kann (Hammond & Verbyla, 1996; Foody, 2001). Auch der gebräuchliche Ansatz, erhobene Referenzdaten in einen Trainings- und einen Validierungsdatensatz aufzuteilen, kann zu einer Überschätzung der Klassifikationsgenauigkeit führen, da in diesem Fall die spektrale Information der Trainingsdaten mit der der Validierungsdaten korreliert (Hammond & Verbyla, 1996).

Sollen bei der Validierung Polygone eingesetzt werden, hat dies oftmals eine besonders starke Überschätzung der Klassifikationsgenauigkeit zur Folge. Die Polygone liegen meist in für die jeweilige thematische Klasse besonders charakteristischen und homogenen Gebieten, die auch eindeutig spektral getrennt werden können. Solche großflächigen und homogenen Gebiete spiegeln aber in den seltensten Fällen die tatsächliche Charakteristik des Untersuchungsgebietes wider, in dem die thematischen Klassen heterogen verteilt oder kleinflächig strukturiert vorkommen können (Hammond & Verbyla, 1996; Verbyla & Hammond, 1996).

Als Konsequenz der oben beschriebenen Einschränkungen sollten Genauigkeitsmaße stets reflektiert betrachtet und im Zusammenhang mit der eingesetzten Validierungs- und Samplingstrategie interpretiert werden. Für den Hersteller gilt die schon von Janssen und van der Wel (1994) formulierte Forderung, den gesamten Validierungsprozess detailliert und vollständig zu dokumentieren. Auch empfiehlt sich die Kombination mehrerer Genauigkeitsmaße und anderer Vergleichsmethoden (vgl. 7.2.1), um eine möglichst präzise Bewertung der erzielten Klassifikationsgenauigkeit zu gewährleisten (Janssen & van der Well, 1994).

7.2.5 Erhebung und Organisation von Validierungsdaten

Im vorhergehenden Kapitel wurden die Einschränkungen und möglichen Fehlerquellen bzw. Ungenauigkeiten bei der Bewertung von Klassifikationsgenauigkeiten diskutiert. Es wurde herausgestellt, dass vor allem die Vorarbeiten (Erhebung der Validierungsdaten, Anzahl der Validierungspunkte oder –flächen und Wahl des Stichprobenschemas „*sampling design*“) von entscheidender Bedeutung für die Qualität der gesamten Validierungsstrategie sind. Daher sollen nachfolgend die verschiedenen Möglichkeiten zur Erhebung und zum Umgang mit Validierungsdaten kurz vorgestellt werden.

a) Festlegung des Bezugsrahmens

Zu Beginn des Bewertungsprozesses steht die Auswahl von Flächen, über die Validierungsdaten erfasst werden sollen. Dazu wird ein Bezugsrahmen festgelegt, über den die Erhebung von Validierungsdaten stattfindet. Dabei sind grundsätzlich zwei Strategien möglich. Zum einen kann ein einfacher räumlicher Bezugsrahmen definiert werden, über den direkt die Lage von Validierungspolygonen oder –punkten bestimmt wird. Die zweite Möglichkeit stellt eine inhaltliche Strategie dar, bei der zunächst die vorkommenden Landbedeckungseinheiten erfasst und zu Straten zusammengefasst werden. Die anschließende Auswahl von Validierungsflächen oder –punkten orientiert sich an den Grenzen dieser Straten und ermöglicht so eine thematisch gesteuerte Auswahl von Validierungsflächen (Särndal et al., 1994; Stehman & Czaplewski, 1998).

b) Bestimmung des nötigen minimalen Stichprobenumfangs

Bei der Festlegung der Gesamtzahl an Stichprobenpunkten bzw. der Anzahl an Stichproben pro thematischer Klasse muss ein Kompromiss zwischen vertretbarem Zeit- und Kostenaufwand und statistischer Sicherheit getroffen werden. Diese Abwägungen machen die Festlegung des Stichprobenumfangs zu einem in der wissenschaftlichen Praxis häufig diskutiertem Thema (Maingi et al., 2002). Da die diskreten Klassen thematischer Karten oft nicht normalverteilt sind, gehen verbreitete Formeln zur Berechnung des minimalen Stichprobenumfangs meist von einer binominalen Verteilung aus.

Der von van Genderen et al. (1978) eingeführte und in vielen Studien und Anleitungen aufgegriffene Ansatz basiert auf dem Verhältnis von korrekt klassifizierten Bildpixeln und einem zulässigen Fehler. Zusätzlich wird noch ein zulässiges Fehlerniveau berücksichtigt und damit in Abhängigkeit des angestrebten Vertrauensniveaus die minimale Anzahl an Stichproben gesteuert. Je höher dabei das Vertrauensniveau angesetzt wird, desto größer wird auch die Stichprobenmenge pro thematischer Klasse. So ergibt sich ein minimaler Stichprobenumfang von 5 pro Klasse bei einem Vertrauensniveau von 50% und von 60 pro Klasse bei einem Vertrauensniveau von 95% (van Genderen et al., 1978; Fitzpatrick-Lins, 1981; Congalton & Green, 1999).

Ein geeigneter Anhaltspunkt sind auch die von Congalton & Green (1999) und Congalton (1991) veröffentlichten Erfahrungswerte. So geben die Autoren eine minimale Anzahl von 50 Stichproben pro thematischer Klasse an, um eine repräsentative Auswahl an Validierungsdaten für ein Testgebiet zu erhalten. Im Falle von Studien mit großen Untersuchungsgebieten (größer 4000 km²) oder vielen thematischen Klassen

(mehr als 15) erhöht sich die minimale Anzahl auf 75 bis 100 Punkte pro thematischer Klasse.

c) Auswahl der Erhebungseinheit

Neben der Festlegung auf den Umfang der Stichprobe muss sich der Anwender auch für eine Erhebungseinheit „sampling unit“ entscheiden. Als Erhebungseinheiten können dabei sowohl Punkte als auch Flächen dienen. Flächen lassen sich wiederum in Einzelpixel, Polygone und Areale mit einheitlicher Flächengröße einteilen. Es besteht zurzeit kein einheitlicher wissenschaftlicher Standard für die Wahl einer geeigneten Erhebungseinheit, allerdings wird dieser Arbeitsschritt, als für die gesamte Validierungsstrategie entscheidend, intensiv diskutiert. Einzig wird verlangt, dass die Auswahl nachvollziehbar und begründet sein sollte und vor allem den Ansprüchen der potentiellen Nutzer genügen muss (Stehman & Czaplewski, 1998).

Congalton (1999) empfiehlt als Erhebungseinheit Polygone und begründet dies zum einen mit Skalenerunterschieden zwischen Referenz- und Validierungsdaten, die nur über einen Polygonansatz ausreichend berücksichtigt werden können. Zusätzlich argumentiert er, dass ein thematisches Kartenprodukt, dessen Ergebnis feste räumliche Abgrenzungen sind, nur über Polygone adäquat bewertet werden kann. Auch würden flächige Erhebungseinheiten mögliche Fehler, die sich durch Lageverschiebungen zwischen thematischer Karte und Validierungsgrundlage ergeben können, ausgleichen (Congalton & Green, 1999). Andere Autoren halten gerade die exakte räumliche Verortung von Polygonen für problematisch. Auch ergeben sich Probleme durch die Polygongrenzen, die Bildpixel schneiden können. Auch können Polygone mehrere thematische und mehrere spektral trennbare Klassen enthalten, deren Zuordnung gesichert sein muss. Eine weitere oftmals eingesetzte Praxis, das manuelle Anlegen von Validierungspolygonen durch den Anwender, verbietet sich von selbst. Über diesen Ansatz kann keine gesicherte Bewertung der erreichten Klassifikationsgenauigkeit abgeleitet werden (Stehman & Czaplewski, 1998).

Der große Vorteil, der bei Punkten als Erhebungseinheiten hervorgehoben wird, ist die Eindeutigkeit der Daten, die sich jeweils nur einer thematischen Klasse zuordnen lassen. Dabei ist zu beachten, dass die Vergleichseinheit im Klassifikationsprodukt die räumliche Ausdehnung des Punktes übersteigt. Diese bezieht sich meist auf das den Punkt umgebene Pixel (Stehman & Czaplewski, 1998). Die Eignung von Punkten als Erhebungseinheit wird besonders von Janssen und van der Wel (1994) betont. Sie verweisen dabei auf die besondere Eignung von Punkten bzw. Pixeln bei der Bewertung einer pixelbasierten Klassifikation. Auch lassen sich über die Erhebung von Punkten

räumliche Autokorrelationen zwischen Trainings- und Validierungsdaten eher vermeiden (Campbell, 1981a; Janssen & van der Well, 1994).

Zusammenfassend betrachtet ist die Wahl einer geeigneten Erhebungseinheit vor allem von der verwendeten Datengrundlage, der Art der Erhebung der Trainingsdaten, der Anzahl und Art der thematischen Klassen im Klassifikationsergebnis und auch der verfügbaren Zeit und den möglichen Kosten abhängig. Besondere Beachtung sollte auch der Vermeidung von räumlichen Autokorrelationen zwischen Trainings- und Validierungsdaten gelten (Stehman, 1997b).

d) Auswahl des Stichprobenschemas

Ein geeignetes Stichprobenschema sollte vor allem die räumliche und statistische Verteilung der verschiedenen thematischen Klassen im Untersuchungsgebiet widerspiegeln und der allgemeinen Charakteristik des Untersuchungsraumes gerecht werden. Dem Anwender stehen dabei fünf verschiedene Verfahren zur Verfügung, die nachfolgend kurz vorgestellt werden.

- **Einfache Zufallsverteilung:** Dabei werden über das gesamte Untersuchungsgebiet zufällig verteilte Stichprobenpunkte für den Vergleich von Validierungsdaten und Klassifikationsergebnissen genutzt. Diese rein zufällige Verteilung beugt Autokorrelationen zwischen Trainings- und Validierungsdaten vor. Allerdings können einzelne thematische Klassen durch diese Zufallsauswahl unterrepräsentiert sein. Dadurch wird die Charakteristik des Untersuchungsgebietes und der Klassenverteilung nicht exakt wiedergegeben und die statistische Auswertung über Fehlermatrizen eingeschränkt (Plourde & Congalton, 2003).
- **Systematische Verteilung:** Bei diesem Ansatz wird das Untersuchungsgebiet über ein festes, regelmäßiges Punktraster abgebildet. Neben der Nachvollziehbarkeit durch den Nutzer wird vor allem die einfache Durchführung als Vorteil dieser Methode genannt. Der für eine gleichmäßige Abdeckung des Untersuchungsraumes nötige Aufwand ist allerdings erheblich. Wird das Raster wiederum zu groß gewählt, kann es in der Folge zu nicht repräsentativen Ergebnissen für einzelne Klassen kommen (Stehman, 1992).
- **Stratifizierte zufällige Verteilung:** Zur Vermeidung der angesprochenen Unterrepräsentierungen wird häufig die stratifizierte zufällige Verteilung eingesetzt. Dabei wird zunächst die thematische Karte oder das Klassifikationsergebnis in

Straten eingeteilt. Diese in sich homogenen Einheiten sollen jeweils einen signifikanten Unterschied zu anderen Straten besitzen. In der Regel werden die thematischen Klassen des Klassifikationsergebnisses verwendet, es können aber auch andere Merkmale ausgenutzt werden. In einem weiteren Arbeitsschritt wird in jedem einzelnen Stratum eine einfache Zufallsverteilung oder eine systematische Verteilung der Stichprobenpunkte angewendet. Über Wichtungsfaktoren kann gleichzeitig die Anzahl an Stichprobenpunkten pro Stratum gesteuert werden. Das so abgeleitete gewichtete Mittel kann eine geringere Variabilität besitzen als ein über einfache Zufallsverteilung abgeleitetes arithmetisches Mittel (Stehman & Czaplewski, 1998).

- **Zufällig-systematische Verteilung:** In einem ersten Arbeitsschritt werden zunächst zufällig Flächen mit fester Größe oder Cluster von Bildpixeln im Untersuchungsgebiet verteilt, die anschließend über ein festes und regelmäßiges Punktraster bewertet werden (Brogaard & Ólafsdóttir, 1997).
- **Stratifiziert-systematische Verteilung:** Die Vorteile der stratifizierten Verteilung werden bei diesem Verfahren mit der gleichmäßigen Abdeckung der systematischen Ansätze verbunden; indem zunächst räumliche Einheiten bestimmt werden, in denen im nächsten Arbeitsschritt ein regelmäßiges Stichprobenraster erzeugt wird. (Maingi et al., 2002).

Insgesamt sollte darauf geachtet werden, dass das gewählte Stichprobenschema der Charakteristik des Untersuchungsgebietes angepasst und den thematischen Inhalten der Studie gerecht wird. Trotz des Bestrebens die Kosten einer Studie gering zu halten, sollten Trainings- und Validierungsdaten möglichst unabhängig von einander erhoben werden.

8 Entwicklung einer Klassifikationsstrategie für das Untersuchungsgebiet „Osteifel“

Das gemeinsame Projekt der Landesforsten Rheinland-Pfalz und der Abteilung Fernerkundung der Universität Trier ist darauf ausgerichtet, Konzepte und Prozessierungsstrategien zur Ableitung von Forstinventur- und Einrichtungsdaten aus Satellitenbildern zu entwickeln. Ein Arbeitsschwerpunkt des Projektes liegt auf der Inventarisierung von Privatwaldflächen im Untersuchungsgebiet.

Primärziel der Klassifikation ist die flächenscharfe Trennung der fünf Hauptbaumarten: Eiche, Buche, Fichte, Douglasie und Kiefer und der drei Entwicklungsphasen Qualifizierung, Dimensionierung und Reife. Diese Entwicklungsphasen beschreiben die Altersklasse und die Struktur von Waldbeständen, wobei sich die Bestandsstruktur aus den forstlichen Pflegemaßnahmen für die entsprechende Entwicklungsphase ergibt. Insgesamt werden im Laufe einer Umtriebszeit fünf verschiedene Entwicklungsphasen differenziert (Landesforsten Rheinland-Pfalz, 2005b):

- **Etablierung:** Beschreibt die Zeit von Keimung bzw. Pflanzung, bis zum Entwachsen der Jungbäume über die Konkurrenzvegetation und damit dem Einsetzen von bestandsinternen Verdrängungswettbewerben.
- **Qualifizierung:** Durch dichte Bestände und natürliche Konkurrenzbeziehungen wird während dieser Entwicklungsphase das natürliche Aststerben gefördert, mit dem Ziel möglichst viele vitale und wertholzfähige (astreine) Jungbäume heranzuziehen. Die Phase der Qualifizierung endet, wenn das Aststerben an der Kronenbasis zum Stillstand gebracht wurde.
- **Dimensionierung:** Während der Dimensionierung sollen durch waldbauliche Förderungen Ausleseebäume zu Wertholzbäumen entwickelt werden. Dazu wird in dieser Phase besonders das Wachstum der Krone gefördert. Mit dem Nachlassen der seitlichen Kronenexpansionsfähigkeit endet die Entwicklungsphase.
- **Reife:** Wenn ein Baum 75% bis 80% seiner Endhöhe erreicht hat und das seitliche Kronenausbreitungsvermögen nur noch gering ist, tritt er in die Reifephase ein. Durch Förderung der Krone, z.B. durch Beseitigung von bedrängenden Schattbaumarten, wird ein Wertzuwachs auf hohem Niveau gewährleistet. Gleichzeitig sollte im Bestand eine neue Waldgeneration etabliert werden. Die Reifephase endet mit dem Beginn der Zielbaumernte.

- **Generationenwechsel:** Diese Phase beschreibt das räumliche Nebeneinander von Bäumen in der Reife- und Etablierungsphase innerhalb eines Bestandes.

Für die Klassifikation der fünf Hauptbaumarten und der drei Entwicklungsphasen (Qualifizierung, Dimensionierung und Reife) wurde als übergeordnete Strategie die direkte Nutzung der verfügbaren Inventurdaten aus Staats- und Kommunalwäldern zur Parametrisierung eines geeigneten Klassifikators für die satellitengestützte Waldinventur vereinbart. Dabei wird vorausgesetzt, dass sich Privatwälder sowie Staats- und Kommunalwälder in Baumartenzusammensetzung und Bestandsstruktur weitgehend entsprechen. Die direkte Nutzung der bereits digital verfügbaren Inventurdaten aus Staats- und Kommunalwäldern besitzt den Vorteil, dass keine weiteren projektbegleitenden terrestrischen Inventuren durchgeführt werden müssen und sich die zu entwickelnde satellitengestützte Waldinventur direkt in die operativen Inventurverfahren der Landesforsten Rheinland-Pfalz integrieren ließe.

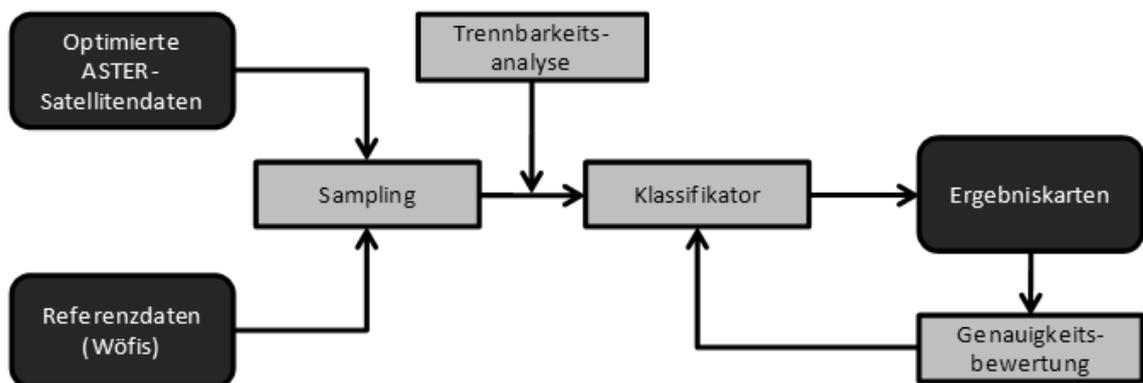


Abbildung 8.1: Schema zur multivariaten Klassifikation.

Das in Abbildung 8.1 dargestellte Ablaufschema zur multivariaten Klassifikation zeigt die notwendigen Elemente und Arbeitsschritte. Als Eingangsdaten stehen die optimierten ASTER-Satellitenbilddaten und die Referenzdaten des Waldökologischen Informationssystems der Landesforsten Rheinland-Pfalz bereit. Über ein geeignetes Sampling-Verfahren werden Trainingsdaten zur Parametrisierung eines geeigneten Klassifikationsansatzes in einer Datenbank zusammengestellt. Die optionale Trennbarkeitsanalyse dient der Überprüfung der spektralen Trennbarkeit der gewählten thematischen Klassen und gibt Hinweise auf problematische Klassen. Als Klassifikator steht eine Reihe von parametrischen und nichtparametrischen Verfahren zur Verfügung. Die abgeleiteten Ergebniskarten werden abschließend einer Genauigkeitsbewertung unterzogen.

Entsprechen sie nicht den gesetzten Standards müssen Möglichkeiten zur Optimierung des Klassifikationsansatzes gefunden werden.

8.1 Definition eines standardisierten Validierungsansatzes

Die differenzierte reproduzierbare Bewertung von Klassifikationsergebnissen wird von Congalton & Green (1999) sowie Maingi et al. (2002) als eine der kritischsten Komponenten einer Studie beschrieben. In Vorarbeit zu der eigentlichen Klassifikation müssen daher geeignete Validierungsregeln erarbeitet werden.

Ziel ist die Entwicklung eines standardisierten Bewertungsverfahrens zur Abschätzung der erreichten Klassifikationsgenauigkeiten für satellitengestützte Waldinventuren unter Berücksichtigung einer optimalen Einbindung der in Rheinland-Pfalz verfügbaren Datenebenen der forstlichen Informationssysteme.

Aus der Methodenvielfalt, die dem Anwender zur Abschätzung der erreichten Klassifikationsgenauigkeit zur Verfügung steht (vgl. Kapitel 7.2), soll eine Validierungsstrategie entwickelt werden, die sowohl die vorhandene Datengrundlage als auch die besondere Charakteristik des Untersuchungsgebietes und die Anforderungen der Forsteinrichtung berücksichtigt. Dabei sollen verschiedene Bewertungsmethoden zu einem mehrstufigen Verfahren kombiniert werden, dass eine nachvollziehbare, detaillierte aber auch faire Bewertung des Klassifikationsergebnisses gewährleistet.

Die Organisation als auch die unterschiedliche Qualität und Aktualität der als Referenzdaten zur Verfügung stehenden PolyGis-Luftbilder und der damit verknüpften Wöfis-Attributdaten müssen bei der Wahl eines geeigneten Erhebungsverfahrens berücksichtigt werden. Auch schränken diese Datensätze die Überprüfung räumlich auf die Staats- und Kommunalwaldflächen ein.

8.1.1 Visuelle Überprüfung

Ein erster wichtiger Schritt zur Überprüfung des Ergebnisses ist eine visuelle Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit. Dabei wird auf die Form und Lage der klassifizierten Flächen geachtet und die Geometrie sowie die thematische Zuordnung mit Angaben aus Luftbildern und Karten verglichen (Congalton 1999). Für diese Studie wurden visuelle Vergleiche zwischen dem Klassifikationsergebnis und den PolyGis-Luftbildern sowie den damit verknüpften Beschreibungen durchgeführt. Dabei werden

für alle thematischen Klassen sowohl charakteristische Bestände, als auch Bestände in unterschiedlichen Mischungsformen betrachtet. Die visuelle Bewertung muss über eine Beschreibung der gewonnenen Eindrücke, gefundenen Übereinstimmungen bzw. Diskrepanzen dokumentiert und möglichst durch Bildbeispiele belegt werden. Bei der visuellen Überprüfung wurde zudem auf die grundlegende Plausibilität des Ergebnisses geachtet, das sich über die Größe von zusammenhängenden Flächen, der Verteilung von Einzelpixeln oder einem „Salz und Pfeffer“ Eindruck beurteilen lässt.

Die visuelle Überprüfung des Klassifikationsergebnisses besitzt den Vorteil, dass sie allgemein verständlich ist und auch Nutzern, die mit den deskriptiv-statistischen Methoden nicht vertraut sind, einen Eindruck über die Güte der abgeleiteten Produkte vermitteln kann. Im Rahmen der Entwicklung einer geeigneten, nachvollziehbaren und reproduzierbaren Validierungsstrategie kann die visuelle Überprüfung allerdings nur als Ergänzung von deskriptiv-statistischen Ansätzen verstanden werden.

8.1.2 Samplingstrategie für das Accuracy-Assessment im Untersuchungsgebiet Ost- und Moseleifel

Grundlage aller deskriptiv-statistischen Ansätze sind Validierungsdatensätze, die durch ihre räumliche Verteilung, ihre eindeutige Zuordnung zu einer bestimmten thematischen Klasse, ihrer Anzahl und Größe geeignet sind, thematische Karten zu überprüfen. Bei der Erhebung und Organisation von Validierungsdaten ist dabei besondere Sorgfalt nötig da Ungenauigkeiten und eine nicht repräsentative Vorgehensweise die deskriptiv-statistische Bewertung der Klassifikationsergebnisse erheblich beeinflussen kann.

Zu Beginn der Erhebung steht die Auswahl eines geeigneten Bezugsrahmens zur Erhebung der Validierungsdaten. Für das Untersuchungsgebiet „Osteifel“ bietet sich eine inhaltliche Strategie gegenüber einem einfachen räumlichen Bezugsrahmen zur Festlegung der Erhebungseinheiten an (Särndal et al., 1994). Zum einen wird nur eine Klassifikation der im Untersuchungsgebiet vorkommenden Waldflächen durchgeführt werden, so dass bereits eine Differenzierung in Wald- und Nichtwaldflächen stattfindet, die bei der Ableitung von Validierungsdaten Berücksichtigung finden muss. Zum anderen sind die zur Validierung zur Verfügung stehenden Sach- und Geometriedaten des Waldökologischen Forstinformationssystems der Landesforsten Rheinland-Pfalz nach Beständen organisiert, die sich nur über einen inhaltlichen Ansatz ansprechen lassen.

Die Festlegung des benötigten Stichprobenumfangs erfolgt nach den Richtwerten für Untersuchungsgebiete größer 4000 km² und mit einer großen Anzahl an thematischen Klassen von Congalton (1991) und Congalton & Green (1999), die minimal 75 bis 100

Punkte pro thematischer Klasse vorschlagen. Bei der Wahl der Erhebungseinheit stehen Polygone oder Punkte zur Auswahl. Da Polygone zu starken Überschätzungen des Klassifikationsergebnisses führen können (Hammond & Verbyla, 1996) und die kleinstrukturierte Landschaft des Untersuchungsgebietes mit kleinflächigen Wechseln von Waldbild und Bewirtschaftungsart zu einer Vielzahl von Mischpixeln an den Grenzen zwischen diesen Flächen führt, stellen Punkte die geeignetere Erhebungseinheit dar. Auch wirkt diese Erhebungsmethode der Bildung von räumlichen Autokorrelationen zwischen Trainings- und Validierungsdaten entgegen (Stehman, 1997a).

Zum Abschätzen der erreichten Klassifikationsgenauigkeiten bei der satellitengestützten Waldinventur in der Osteifel, soll ein unabhängiger Validierungsdatensatz erstellt werden, dessen Erhebungseinheiten möglichst zufällig verteilt sind. Die gleichzeitige Verwendung von Referenzdaten zum Training des Klassifikators und zur Validierung des Klassifikationsergebnisses führt zu räumlichen Abhängigkeiten zwischen den beiden Datenebenen und zu einer Überschätzung des Klassifikationsergebnisses (Hammond & Verbyla, 1996). Diese Form der Validierung wird daher von vornherein ausgeschlossen. Geeignet sind dagegen grundsätzlich sowohl die Methode der zufälligen Verteilung aller Validierungspunkte im Untersuchungsgebiet (random sampling), als auch die Methode der stratifiziert zufälligen Verteilung (stratified random sampling) der Validierungspunkte im Untersuchungsgebiet.

Zufällige Verteilung aller Validierungspunkte im Untersuchungsgebiet: Für die Umsetzung dieses Ansatzes wird zunächst in einem GIS eine Datenebene erzeugt, die alle Flächen im Untersuchungsgebiet enthält, für die aus den forstlichen Informationssystemen Daten vorliegen. Zusätzlich wird für alle Polygone dieser Datenebene eine negative Pufferzone von 15 Metern (dies entspricht der geometrischen Auflösung eines ASTER-Pixels) berechnet. Die negative Pufferzone schließt problematische Bereiche an Bestandsgrenzen, Wald- und Wegesrändern von der weiteren Untersuchung aus. Der nächste Prozessierungsschritt ist die Ableitung eines zufällig verteilten Punktdatensatzes, wobei die berechnete GIS-Datenebene die Flächen vorgibt, in denen Punkte erzeugt werden dürfen. Auf diese Weise wurden 1500 Punkte generiert. Eine Überprüfung dieser Punkte anhand der aktuellen Karte der Waldverteilung der Ost- und Moseleifel führt zum Ausschluss von 373 Punkten, so dass für die weitere Untersuchung zunächst 1127 Validierungspunkte zur Verfügung stehen. Die klassenweise Verteilung der Stichprobenpunkte, dokumentiert in Tabelle 9.1, zeigt, dass einzelne Klassen deutlich unterrepräsentiert sind. Die von Congalton & Green (1999) und Congalton (1991) empfohlene Anzahl von 75 bis 100 Validierungspunkten pro thematischer Klasse werden in sieben der 13 thematischen Klassen nicht erreicht. Da deren

Anzahl nur über eine Anhebung der Gesamtzahl an Stichprobenpunkten beeinflusst werden kann, ohne zu gewährleisten, dass die neuen Punkte auch tatsächlich in die unterrepräsentierten Klassen fallen, ist diese Methode für die vorliegende Studie ungeeignet. Die nicht repräsentative Charakterisierung des Untersuchungsgebietes wird auch von Plourde & Congalton (2003) als entscheidende Einschränkung der Methode der zufälligen Verteilung von Stichprobenpunkten beschrieben.

Tabelle 8.1: Anzahl der Validierungspunkte bei zufälliger Verteilung.

Ei-Qua	Ei-Dim	Ei-Rei	Bu-Qua	Bu-Dim	Bu-Rei	Fi-Qua	Fi-Dim	Fi-Rei	Do-Qua	Do-Dim	Dou-Rei	Ki-Dim	Ki-Rei
18	74	146	47	72	160	76	187	207	37	96	7	63	18

Stratifiziert zufällige Verteilung der Validierungspunkte im Untersuchungsgebiet:

Dieser Ansatz berücksichtigt die prozentualen Flächenanteile der untersuchten Hauptbaumarten und Entwicklungsphasen an der Gesamtwaldfläche im Untersuchungsgebiet. Als Datengrundlage dienen die Geometrie- und Sachinformationen des Waldökologischen Informationssystems der Landesforsten Rheinland-Pfalz. In einem ersten Schritt wurden die Validierungsdatensätze der forstlichen Informationssysteme nach den fünf Hauptbaumarten (Eiche, Buche, Fichte, Douglasie und Kiefer) und den drei Entwicklungsphasen (Qualifizierung, Dimensionierung und Reife) stratifiziert, die identifizierten Waldorte zu einem Polygon pro thematischer Klasse zusammengefasst und die prozentualen Flächenanteile der einzelnen Klassenpolygone an der gesamten Validierungsfläche berechnet.

Die Klasse „Douglasie-Qualifizierung“ besitzt nur einen Flächenanteil von 0,15% an der gesamten Validierungsfläche. Eine stratifiziert zufällige Verteilung von Validierungspunkten lässt sich auf dieser kleinen Fläche technisch nicht umsetzen. In der Konsequenz findet ein Ausschluss dieser Klasse aus der weiteren Bewertung statt. Ebenso kann die Klasse Kiefer-Qualifizierung nicht berücksichtigt werden, die ebenfalls nicht durch genügend Bestände repräsentiert wird. Die Gesamtzahl an thematischen Klassen reduziert sich so auf 13.

Unter Berücksichtigung des von Congalton & Green (1999) und Congalton (1991) empfohlenen Richtwertes von 75 bis 100 Validierungspunkten pro thematischer Klasse wird von einer initialen Stichprobe der Größe 1300 ausgegangen. Diese Grundgesamtheit wird entsprechend dem prozentualen Flächenanteil auf die jeweiligen thematischen Klassen aufgeteilt. Erreicht eine der thematischen Klassen aufgrund ihres Flä-

chenanteils nicht den empfohlenen Richtwert von 75 bis 100 Punkten, findet eine Anhebung auf 80 Punkte statt.

Durch diese Maßnahme erhöht sich die Anzahl der Validierungspunkte von den initialen 1300 auf zunächst 1526. Tabelle 8.2 zeigt die Flächenanteile der 15 thematischen Klassen und die berechnete bzw. zugewiesene Anzahl an Validierungspunkten.

Tabelle 8.2: Anzahl der Validierungspunkte pro thematischer Klasse nach dem stratifizierten Zufallsverfahren.

Klasse	Fläche in Hektar	Prozentualer Anteil an gesamter Validierungsfläche	Prozentualer Anteil an Validierungspunkten	Finale Anzahl an Validierungspunkten
Eiche-Quali.	2867	4,29	56	80
Eiche-Dim.	10669	15,97	208	208
Eiche-Reife	3567	5,34	69	80
Buche-Quali.	1854	2,78	36	80
Buche-Dim.	9498	14,22	185	185
Buche-Reife	4113	6,16	80	80
Fichte-Quali.	2378	3,56	46,28	80
Fichte-Dim.	14741	22,07	287	287
Fichte-Reife	5258	7,91	103	103
Doug.-Quali	860	1,29	17	80
Doug.-Dim.	5355	8	104	104
Doug.-Reife	99	0,15	2	0
Kiefer-Quali.	0	0	0	0
Kiefer-Dim.	4168	6,24	81	81
Kiefer-Reife.	1350	2,02	27	80
		Summe	1300	1526

Die Umsetzung der stratifiziert zufälligen Verteilung der Validierungspunkte findet abschließend in einem Geographischen Informationssystem statt, wobei ein Vektordatensatz die Bereiche vorgibt, in denen Punkte erzeugt werden dürfen. Dazu wurden aus den Wöfis-Daten der Landesforsten Rheinland-Pfalz sämtliche Waldorte mit den Baumarten Eiche, Buche, Fichte, Douglasie und Kiefer ausgewählt, über eine negative Pufferzone entlang der Bestandsgrenzen reduziert, auf eine Mindestgröße von einem Hektar überprüft und anschließend nach Entwicklungsphasen kategorisiert. Die ge-

wichtete Verteilung der Stichprobenpunkte wird durch die gezielte Parametrisierung des Samplingalgorithmus erreicht. Die Attributierung und Überprüfung der Stichprobenpunkte erfolgt visuell auf der Basis aktueller Luftbilder und damit verknüpften Inventurdaten. Die Information über Hauptbaumart und Entwicklungsphase jedes Stichprobenpunktes wird in einer Validierungsdatenbank zusammengefasst. Während der visuellen Überprüfung mussten 65 Punkte von der weiteren Analyse ausgeschlossen werden, da sie in nicht klassifizierten oder von Wolken bedeckten Bereichen liegen. Für die Abschätzung der Klassifikationsgenauigkeit über deskriptiv-statistische Methoden stehen so 1461 Validierungspunkte zur Verfügung.

Im Zentrum der statistischen Auswertung steht die Fehlermatrix als deskriptives Werkzeug (vgl. Kapitel 7.2.2). Darüber lassen sich eine Vielzahl an Genauigkeitsmaßen zur Beschreibung der Gesamtgenauigkeit und der erreichten Klassengenauigkeiten ableiten. Zur Verwendung in der Validierungsstrategie der vorliegenden Studie eignen sich die Gesamtgenauigkeit (overall accuracy), die Hersteller- und Nutzergenauigkeiten der einzelnen thematischen Klassen (user`s accuracy und producer`s accuracy) sowie die Kappa Statistik. Diese in Kapitel 7.2.3 detailliert beschriebenen Genauigkeitsmaße sind in der wissenschaftlichen Praxis etabliert und allgemein anerkannt.

8.2 Statistische Trennbarkeit der thematischen Klassen

Bevor mit der Entwicklung einer geeigneten Prozessierungsstrategie begonnen werden kann, ist zu untersuchen, ob sich die fünf Hauptbaumarten (Eiche, Buche, Fichte, Douglasie und Kiefer) und die drei Wuchsphasen (Qualifizierung, Dimensionierung und Reife) überhaupt spektral trennen lassen.

Zur Einschätzung der Unterscheidbarkeit der 15 thematischen Klassen wurde zunächst eine Trennbarkeitsanalyse auf Grundlage der Trennbarkeitsmaße „transformierte Divergenz“ und „Jeffries-Matusita-Distanz“ durchgeführt. Zur Bewertung der Trennbarkeit der jeweils untersuchten thematischen Klassen berücksichtigen beide Trennbarkeitsmaße sowohl die Mittelvektoren als auch die Kovarianzmatrix.

Die „Jeffries-Matusita-Distanz“ ist ein Maß für die statistische Trennbarkeit von normalverteilten Klassenpaaren. Durch die Verwendung eines exponentiell abnehmenden Wichtungsfaktors, bei zunehmendem Abstand der Mittelvektoren des Klassenpaares wird ein Sättigungsniveau erreicht. Die JM-Distanz liegt im festen Wertebereich zwischen 0 und 1414 ($\sqrt{2}$ multipliziert mit dem Skalierungsfaktor 1000). Wobei 0 eine

nicht Trennbarkeit und 1414 eine maximale Trennbarkeit des untersuchten Klassenpaares beschreibt. Allerdings gewährleisten nur Werte nahe $\sqrt{2}$ eine gute Trennbarkeit (Swain & Davis, 1978; Jensen, 1996; Canty, 2007).

$$JM_{ij} = \sqrt{2(1 - e^B)}$$

$$\text{mit } B = \frac{1}{8}(m_i - m_j)^T \left(\frac{C_i + C_j}{2} \right)^{-1} (m_i - m_j) + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{|(C_i + C_j)/2|}{\sqrt{|C_i| * |C_j|}} \right) \quad 8.1$$

i und j = die beiden zu vergleichenden thematischen Klassen oder Signaturen

C_i = Kovarianzmatrix der Klasse (Signatur) i

m_i = Mittelvektor der Klasse (Signatur) i

B = Battacharyya-Distanz

Der Einsatz der *transformierten Divergenz* als Trennbarkeitsmaß führt zu vergleichbaren Ergebnissen wie die Verwendung der JM-Distanz. Durch den Einsatz einer Sättigungsfunktion wird gegenüber dem Einsatz der Divergenz als Trennbarkeitsmaß erreicht, dass bei großen Abständen zwischen den Mittelwerten der Informationsklassen weitere kleinste Zunahmen zu erheblichen Verbesserungen des Trennbarkeitsmaßes führen. Die transformierte Divergenz legitim festen Wertebereich zwischen 0 und 2000. Ebenso wie die JM-Distanz besitzt auch die *transformierten Divergenz* keine lineare Skala, so dass Werte größer 1900 für eine gute Trennbarkeit, Werte zwischen 1700 und 1900 eine befriedigende Trennbarkeit und Werte unter 1700 eine schlechte Trennbarkeit des untersuchten Klassenpaares beschreibt. (Swain & Davis, 1978; Jensen, 1996; Richards & Jia, 2006).

Die *transformierte Divergenz* kann über nachfolgende Formel berechnet werden.

$$TD_{ij} = 2000 \left(1 - e^{-\frac{D_{ij}}{8}} \right)$$

$$\text{mit } D_{ij} = \frac{1}{2} \text{Tr} \left((C_i - C_j)(C_i^{-1} - C_j^{-1}) \right) + \frac{1}{2} \text{Tr} \left((C_i^{-1} - C_j^{-1})(m_i - m_j)(m_i - m_j)^T \right) \quad 8.2$$

8.2.1 Durchführung der Trennbarkeitsanalyse

Zur Vorbereitung der Trennbarkeitsanalyse wurden für jede der thematischen Klassen zufällig 100 Bestände, verteilt im gesamten Untersuchungsgebiet, ausgewählt und über die Vektorgeometrie des Wöfis-Datensatzes Mittelwertspektren jedes Bestandes abgeleitet. Die Anzahl der thematischen Klassen musste von 15 auf 14 reduziert werden, da sich für die Klasse „Kiefer-Qualifizierung“ im gesamten Untersuchungsgebiet keine ausreichende Anzahl an Beständen finden ließ. Für eine allgemeine Trennbarkeitsanalyse wurde zunächst nur die ASTER-Szene vom 26.06.2001 berücksichtigt. Die abgeleiteten Bestandssignaturen wurden klassenweise zusammengefasst und paarweise über JM-Distanz und transformierte Divergenz verglichen. Tabelle 8.3 zeigt die Ergebnisse der Trennbarkeitsanalyse auf Basis der ASTER-Szene vom 26.06.2005. Die Tabelle ist über die Diagonale gespiegelt und stellt auf der linken Seite die Trennbarkeit nach transformierter Divergenz und auf der rechten Seite die Trennbarkeit nach JM-Distanz dar. Zur Veranschaulichung werden die Distanzmaße in graduierten Farben dargestellt, wobei die Schwellenwerte der Farbwechsel bei der *transformierten Divergenz* auf die Schwellenbereiche von 1900 (grün zu orange) für gute Trennbarkeit und 1700 (orange zu rot) für schlechte Trennbarkeit eingestellt wurden. Für die Darstellung der JM-Distanz in graduierten Farben wurde Grün für Werte nahe $\sqrt{2}$ (multipliziert mit dem Skalierungsfaktor 1000) gewählt, Orange zeigt abnehmende und Rot schlechte Trennbarkeit an. Deutlich erkennbar ist die gute Trennbarkeit zwischen den Laub- und den Nadelbäumen, während die Trennbarkeit innerhalb der Laub- und Nadelbaumklassen nur mäßige bis schlechte Werte erreicht.

In einer zweiten Trennbarkeitsanalyse wurde neben der ASTER-Szene vom 26.06.2001 auch die Szene vom 03.04.2001 berücksichtigt. Die Kombination von Frühjahrs- und Sommerszene sorgt über die unterschiedliche phänologische Entwicklung für eine bessere Trennbarkeit der einzelnen thematischen Klassen wie in Tabelle 8.4 erkennbar. Eine absolute Trennbarkeit wird zwischen den einzelnen Laub- und Nadelbaumarten erreicht. Verbesserte Trennbarkeiten sind innerhalb der Laub- und Nadelbaumgruppe und den einzelnen Entwicklungsphasen zu beobachten. Die dokumentierte deutlich bessere Trennbarkeit verdeutlicht so eindrucksvoll die Notwendigkeit der multiphänologischen Auswertung bei der satellitengestützten Waldinventur in der Osteifel.

Tabelle 8.3: Trennbarkeitsanalyse der thematischen Klassen (Fünf Hauptbaumarten und drei Entwicklungsphasen) auf Basis von Reflexionswerten der ASTER-Szene vom 26.06.2001. Verwendete Trennbarkeitsmaße: *Transformed Divergence* (unterhalb der Diagonale) und *Jeffries-Matusita-Distance* (oberhalb der Diagonale). Für die Darstellung der JM-Distanz in graduierten Farben wurde Grün für Werte nahe $2^{0,5}$ (multipliziert mit dem Skalierungsfaktor 1000) gewählt, Orange zeigt abnehmende und Rot schlechte Trennbarkeit an. Die *Transformed Divergence* lässt sich in die Bereiche guter Trennbarkeit (größer 1900 - grün), befriedigender Trennbarkeit (zwischen 1700 und 1900 - orange) und schlechter Trennbarkeit (kleiner 1700 – rot) einteilen.

		Buche			Eiche			Fichte			Douglasie			Kiefer	
		Qua	Dim	Rei	Qua	Dim	Rei	Qua	Dim	Rei	Qua	Dim	Rei	Dim	Rei
Buche	Qua		571	704	673	710	831	1246	1362	1407	1227	1366	1352	1229	1309
	Dim	357		589	855	626	707	1294	1392	1413	1273	1396	1376	1266	1343
	Rei	602	359		836	552	511	1178	1362	1412	1149	1366	1339	1157	1274
Eiche	Qua	512	914	749		819	996	1287	1391	1414	1251	1383	1395	1306	1377
	Dim	611	423	317	747		547	1302	1395	1414	1239	1397	1373	1272	1351
	Rei	873	534	290	1165	317		1238	1379	1413	1207	1388	1348	1187	1281
Fichte	Qua	1770	1778	1481	1752	1800	1734		996	1363	706	776	1101	791	1056
	Dim	1914	1947	1869	1955	1964	1937	1065		883	1113	667	682	788	883
	Rei	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1908	970		1378	1208	997	1181	1166
Douglasie	Qua	1664	1825	1523	1585	1780	1860	521	1316	1983		889	1162	1052	1208
	Dim	1958	1966	1887	1957	1965	1948	650	464	1579	902		812	914	1088
	Rei	1886	1917	1847	1972	1931	1882	1527	549	1325	1766	879		913	929
Kiefer	Dim	1569	1649	1441	1739	1749	1583	677	647	1617	1222	863	928		593
	Rei	1853	1845	1672	1932	1869	1702	1287	873	1553	1788	1309	887	390	

Trennbarkeitsmaß: *Transformed Divergence*



Trennbarkeitsmaß: *Jeffries-Matusita-Distance*



Tabelle 8.4: Trennbarkeitsanalyse der thematischen Klassen (Fünf Hauptbaumarten und drei Entwicklungsphasen) auf Basis der hauptkomponententransformierten ASTER-Daten vom 26.06.2001 und 03.04.2005. Verwendete Trennbarkeitsmaße: *Transformed Divergence* (unterhalb der Diagonale) und *Jeffries-Matusita-Distance* (oberhalb der Diagonale). Für die Darstellung der JM-Distanz in graduierten Farben wurde Grün für Werte nahe $2^{0,5}$ (multipliziert mit dem Skalierungsfaktor 1000) gewählt, Orange zeigt abnehmende und Rot schlechte Trennbarkeit an. Die *Transformed Divergence* lässt sich in die Bereiche guter Trennbarkeit (größer 1900 - grün), befriedigender Trennbarkeit (zwischen 1700 und 1900 - orange) und schlechter Trennbarkeit (kleiner 1700 – rot) einteilen.

		Buche			Eiche			Fichte			Douglasie			Kiefer	
		Qua	Dim	Rei	Qua	Dim	Rei	Qua	Dim	Rei	Qua	Dim	Rei	Dim	Rei
Buche	Qua		915	1263	1052	1237	1305	1413	1414	1414	1410	1414	1414	1412	1414
	Dim	889		851	1078	949	988	1404	1414	1414	1401	1414	1414	1398	1408
	Rei	1698	779		1268	1040	914	1400	1414	1414	1397	1414	1414	1384	1402
Eiche	Qua	1151	1224	1741		1055	1202	1411	1414	1414	1410	1414	1414	1409	1413
	Dim	1651	983	1206	1205		804	1407	1414	1414	1403	1414	1414	1401	1410
	Rei	1786	1067	938	1545	714		1399	1414	1414	1395	1414	1414	1388	1404
Fichte	Qua	2000	1999	2000	1999	2000	1998		1243	1406	1020	1237	1369	1173	1267
	Dim	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1677		1037	1251	995	944	1187	1171
	Rei	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1990	1183		1400	1337	1149	1354	1320
Douglasie	Qua	1999	1998	2000	1999	2000	1998	1155	1645	1989		1076	1334	1220	1304
	Dim	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1689	1092	1854	1301		1081	1264	1312
	Rei	2000	2000	2000	2000	2000	2000	1957	1109	1520	1937	1504		1263	1251
Kiefer	Dim	2000	1988	1988	1995	1997	1983	1544	1561	1916	1642	1809	1782		835
	Rei	2000	1994	1990	1999	1998	1988	1780	1523	1861	1927	1900	1727	835	

Trennbarkeitsmaß: Transformed Divergence



Trennbarkeitsmaß: Jeffries-Matusita-Distance



Allerdings kann über die durchgeführte Trennbarkeitsanalyse noch keine Aussage über die abschließende Qualität und Genauigkeit der geplanten Klassifikation getroffen werden, da die verglichenen Bestandssignaturen, als Mittelwerte des gesamten Untersuchungsgebietes, nur allgemeine Aussagen zulassen. Die eigentliche Herausforderung für die einzusetzende Methode und zu entwickelnde Klassifikationsstrategie besteht in der Berücksichtigung der kleinräumigen Unterschiede und in der gleichzeitigen Analyse von thematischen Waldklassen in unterschiedlichen phänologischen Zuständen.

Das durchschnittliche Trennbarkeitsmaß bei der Berücksichtigung nur einer Satellitenbildszene liegt bei $JM = 1113$ und $TD = 1407$ (TD kleiner 1700 = schlechte Trennbarkeit). Dagegen werden bei der multitemporalen Auswertung, dargestellt in Tabelle 8.4, durchschnittliche Trennbarkeitsmaße von $JM = 1290$ und $TD = 1757$ (TD größer 1700 = befriedigende Trennbarkeit) erreicht. Dies belegt deutlich die Notwendigkeit sowohl der multitemporalen bzw. multiphänologischen Analyse, als auch der sorgfältigen Korrektur und Vorprozessierung der verwendeten Datengrundlage.

Die in Tabelle 8.4 dokumentierten Trennbarkeitsmaße belegen, unter Berücksichtigung der oben angeführten Einschränkungen, mit einer durchschnittlichen Trennbarkeit von $JM = 1290$ und $TD = 1757$ eine für die satellitengestützte Waldinventur ausreichende Unterscheidbarkeit der einzelnen thematischen Klassen. Allerdings lassen sich bereits aus dieser Tabelle einzelne thematische Klassen identifizieren, die beim paarweisen Vergleich der Bestandsmittelwert-Signaturen Trennbarkeitsmaße deutlich unter dem Durchschnitt erzielen und deren Verwendung in der geplanten Klassifikation überdacht werden sollte.

8.3 Direkte Nutzung der Bestandsinformation zur Parametrisierung eines Klassifikators

Die übergeordnete Strategie zur satellitengestützten Waldinventur in der Osteifel sieht vor, den Datenbestand der Forsteinrichtung direkt zur Parametrisierung geeigneter Klassifikationsalgorithmen einzusetzen. Nachdem durch die Trennbarkeitsanalyse die generelle Verwendung der 14 thematischen Klassen als Referenzdaten für eine multispektrale Klassifikation bestätigt wurde, muss ein geeigneter Klassifikator für die weitere Untersuchung gefunden werden. Für den Einsatz im Rahmen der vorliegenden Studie bietet sich der Maximum-Likelihood-Klassifikator an, der als robuste, etablierte Methode in die operationelle Arbeit der Forstinventur integriert werden kann (Strahler, 1980; Hagner & Reese, 2007). Bei Erfüllung der Voraussetzungen (ausreichende Anzahl an Referenzpunkten pro thematischer Klasse und Normalverteilung der Klassensignaturen) gilt der Maximum-Likelihood-Klassifikator als das Beste aller überwachten Klassifikationsverfahren. Die umfassenden digitalen Inventurdaten versprechen eine ideale Verfügbarkeit von Trainings- bzw. Referenzdaten, so dass die Empfehlung zur Mindestanzahl an Referenzpunkten pro thematischer Klasse nach Swain & Davis (1978) erfüllt werden kann.

Tabelle 8.5: Anzahl der Referenzpunkte bei direkter Nutzung der Wöfis-Inventurdaten

Baumart	Anzahl (gesamt)	Phase	Anzahl
Eiche	20517	Qualifizierung	1450
		Dimensionierung	7238
		Reife	11829
Buche	26244	Qualifizierung	4958
		Dimensionierung	8073
		Reife	13213
Fichte	36192	Qualifizierung	3205
		Dimensionierung	9209
		Reife	23778
Douglasie	9980	Qualifizierung	2584
		Dimensionierung	7077
		Reife	319
Kiefer	7363	Qualifizierung	0
		Dimensionierung	5213
		Reife	2150

Die die thematischen Klassen charakterisieren Spektralsignaturen weisen zwar keine Normalverteilung auf sind aber unimodal verteilt, so dass keine erheblichen Verschlechterungen der Klassifikationsgenauigkeiten zu erwarten sind.

Im Hinblick auf die Suche nach einer Klassifikationsstrategie, die sich einfach und ohne großen Zeitaufwand in die operativen Arbeitsmethoden der Forstinventur integrieren lässt, wurden in einem ersten Versuch die zur Verfügung stehenden Forsteinrichtungsdaten des Waldökologischen-Informationssystems (Wöfis) direkt zur Parametrisierung des Maximum-Likelihood-Klassifikators verwendet. Dabei werden die Wöfis-Geometriedaten genutzt, um für jede der 14 thematischen Klassen Referenzsignaturen aus dem vorprozessierten Satellitenbildern zu extrahieren.

Um zu verhindern, dass bei der Extraktion der Referenzsignaturen Probleme durch Mischpixel an Waldrändern, Straßen oder im Übergangsbereich zwischen einzelnen Beständen auftreten, wird ein 30m tiefer Pufferbereich entlang jeder Bestandsgrenze definiert und als Referenzfläche ausgeschlossen.

Zur Extraktion der benötigten Signaturen können entweder die durch den Pufferbereich modifizierten Bestandspolygone oder Einzelpunkte innerhalb der Bestände genutzt werden. Nach Campbell (1981b) und Labovitz & Masuoko (1984) existieren zwischen Bildelementen in enger räumlicher Nachbarschaft räumliche Autokorrelationen, die die Trainingssignaturen und damit das Klassifikationsergebnis beeinflussen können. Gong und Howarth (1990) konnten in ihren umfangreichen Untersuchungen negative Auswirkungen von über Polygone extrahierten Signaturen im Vergleich zu Punktsignaturen auf die Klassifikationsgenauigkeit nachweisen. Um die Problematik der räumlichen Autokorrelation zu vermeiden, wird in der vorliegenden Studie ein Punkt-Sampling eingesetzt. Zu deren Umsetzung wird ein regelmäßiges Punktraster im Abstand von 100 x 100 m über das Untersuchungsgebiet gelegt. Die Punkte, die in eines der durch Pufferzonen modifizierten Polygone fallen, dienen zur Ableitung von bestandstypischen Referenzsignaturen für die in den Polygonen ausgewiesene Klasse. Auf diese Weise können insgesamt 100.296 Referenzsignaturen zu einer Datenbank zusammengefasst werden. Die Anzahl an Referenzsignaturen pro thematische Klasse ist in Tabelle 8.5 dokumentiert.

Diese umfassende Referenzdatenbank wurde zur Parametrisierung eines Maximum-Likelihood-Klassifikators eingesetzt. Der Ablauf der Prozessierungskette zur direkten Nutzung von Wöfis-Inventurdaten in der satellitengestützten Waldinventur wird durch Abbildung 8.2 zusammengefasst.

Als Ergebnis der multispektralen Klassifikation konnte eine thematische Karte der 14 trennenden Klassen abgeleitet werden. Eine visuelle Überprüfung des Klassifikations-

ergebnisses zeigt eine plausible Verteilung und Fragmentierung der einzelnen Einheiten.

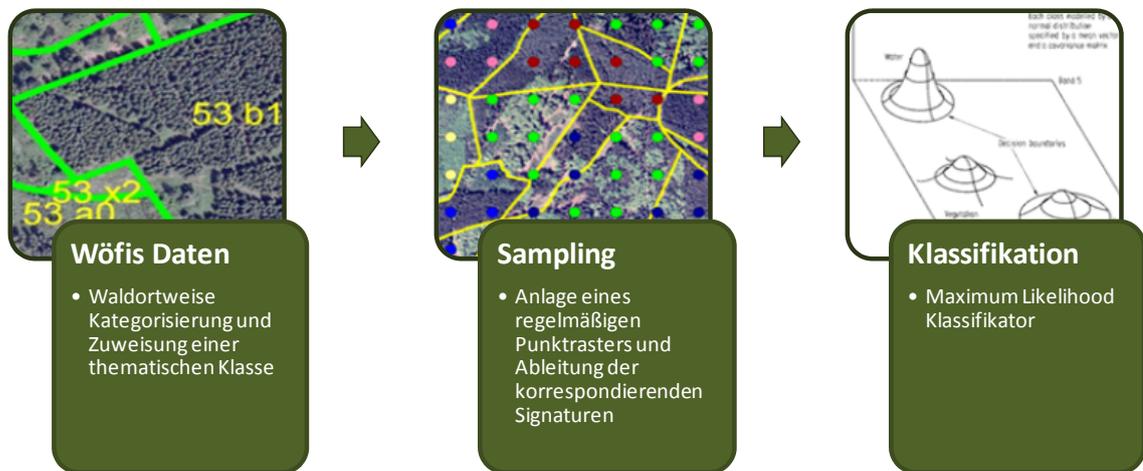


Abbildung 8.2: Prozessierungskette zur satellitengestützten Waldinventur bei der direkten Nutzung der Wöfis-Bestandsinformation zur Parametrisierung eines Klassifikators.

Zum Abschätzen der erreichten Genauigkeiten während der einzelnen Klassifikationen im Rahmen der Strategieentwicklung wird eine systematische Überprüfung auf der Basis einer Konfusionsmatrix eingesetzt. Hierfür werden Kontrollpunkte, für die Baumart und Entwicklungsphase bekannt sind, mit dem Ergebnis der Klassifizierung verglichen und das Vergleichsergebnis in einer Tabelle dargestellt. Als Validierungsgrundlage dient dabei der stratifiziert zufällig verteilter Punktdatensatz, der über Luftbilder und Wöfis-Daten erhoben werden konnte (vgl. Tabelle 8.2).

Tabelle 8.6: Erreichte Genauigkeiten beim direkten Einsatz der Wöfis-Inventurdaten für die 14 thematischen Klassen.

	Ei-Qua	Ei-Dim	Ei-Rei	Bu.-Qua	Bu.-Dim	Bu.-Rei	Fi.-Qua	Fi.-Dim	Fi.-Rei	Do.-Qua	Do.-Dim	Dou-Rei	Ki-Dim	Ki-Rei	Summe
Eiche-Qua	18	6	1	8	4	0	2	0	0	2	0	0	0	1	42
Eiche-Dim	15	51	8	8	16	1	1	0	0	2	0	0	0	0	102
Eiche-Rei	7	52	75	1	12	4	0	1	0	0	0	0	0	0	152
Buche-Qua	2	1	0	43	10	2	0	0	1	1	0	0	0	0	60
Buche-Dim	7	3	2	6	33	4	0	0	0	0	0	0	0	0	55
Buche-Rei	4	37	58	5	49	139	0	0	1	1	0	0	0	3	297
Fichte-Qua	1	0	0	1	0	0	28	0	0	0	3	0	0	0	33
Fichte-Dim	0	1	0	0	0	0	3	119	81	1	23	0	0	3	231
Fichte-Rei	0	0	0	0	0	1	0	7	61	0	0	0	0	1	70
Dou.-Qua	1	0	0	2	0	0	29	5	0	60	12	0	0	0	109
Dou.-Dim	0	0	0	0	0	0	11	8	0	6	60	0	0	1	86
Dou-Rei	0	0	1	0	0	0	0	6	3	0	0	0	2	12	24
Kiefer-Dim	0	1	0	0	0	1	12	36	7	1	15	0	20	89	182
Kiefer-Rei	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	12	18
Summe	56	152	145	74	124	152	86	182	154	74	113	0	27	122	
	Summe Referenz	Summe Klassifikation	Anzahl richtig		Hersteller Genauigkeit	Nutzer Genauigkeit									
Eiche-Qua	56	42	18		32,14%	42,86%									
Eiche-Dim	152	102	51		33,55%	50,00%									
Eiche-Rei	145	152	75		51,72%	49,34%									
Buche-Qua	74	60	43		58,11%	71,67%									
Buche-Dim	124	55	33		26,61%	60,00%									
Buche-Rei	152	297	139		91,45%	46,80%									
Fichte-Qua	86	33	28		32,56%	84,85%									
Fichte-Dim	182	231	119		65,38%	51,52%									
Fichte-Rei	154	70	61		39,61%	87,14%									
Dou.-Qual	74	109	60		81,08%	55,05%									
Dou.-Dim	113	86	60		53,10%	69,77%									
Dou.-Rei	0	24	0		--	--									
Kiefer-Dim	27	182	20		74,07%	10,99%									
Kiefer-Rei	122	18	12		9,84%	66,67%									
Summe	1461	1461	719												

Gesamtgenauigkeit = 49,21%

Kappa-Koeffizient = 0,45

Tabelle 8.7: Erreichte Genauigkeiten beim direkten Einsatz der Wöfis-Inventurdaten für die fünf Hauptbaumarten.

	Summe Referenz	Summe Klassifikation	Anzahl richtig	Hersteller Genauigkeit	Nutzer Genauigkeit
Eiche	353	296	233	66,01%	78,72%
Buche	350	412	291	83,14%	70,63%
Fichte	422	334	299	70,85%	89,52%
Douglasie	187	219	138	73,80%	63,01%
Kiefer	149	200	126	84,56%	63,00%
Summe	1461	1461	1087		

Gesamtgenauigkeit = 74,4%

Kappa-Koeffizient = 0,67

Beim direkten Einsatz der Wöfis-Inventurdaten zur Parametrisierung eines Maximum-Likelihood-Klassifikators konnte bei der Trennung der 14 thematischen Klassen nur eine Gesamtgenauigkeit von knapp 50% erreicht werden. Wenn nur die fünf Hauptbaumarten untersucht werden, steigt das Genauigkeitsmaß allerdings bis auf 75%. Einen detaillierten Überblick über die erreichten Hersteller- und Nutzergenauigkeiten geben die 8.6 und 8.7

Als Zwischenergebnis bleibt festzuhalten: Dem Ziel der flächenscharfen Trennung von fünf Hauptbaumarten in drei unterschiedlichen Entwicklungsphasen werden die erzielten Genauigkeiten beim direkten Einsatz der Wöfis-Inventurdaten zur Parametrisierung eines Maximum-Likelihood-Klassifikators in keiner Weise gerecht. Im Rahmen der Strategieentwicklung müssen Ansätze zur Verbesserung des Klassifikationsergebnisses gefunden werden.

8.4 Nutzung von räumlich stratifizierten Bestandsinformationen zur Parametrisierung eines Klassifikators

Die für die forstliche Praxis entwickelte und optimierte Bestandscharakterisierungen, Beschreibungen und Datenstrukturen des Fachinformationssystems Wöfis beziehen sich auf ganze Bestände. Dabei sind neben der Vektorgeometrie des Bestandes in Attributdatenbanken unter anderem Informationen über Baumartenzusammensetzung, Entwicklungsphasen und ökologische Hauptbaumart abgelegt. Nach diesem Muster würden Reinbestände ideale Referenzflächen zur Parametrisierung eines Klassifikators bilden. Probleme ergeben sich durch diese Datenarchitektur allerdings, wenn verschiedene Baumarten innerhalb eines Bestandes vorkommen. Die Wöfis-Daten ermöglichen keine flächenscharfe Trennung von Einmischungen anderer Baumarten. Zwar findet sich in der Datenbank die exakte Attributierung aller in einem Bestand vorkommenden Baumarten, deren räumliche Verteilung innerhalb des Bestandes ist aber nicht bekannt. Die für die ideale Parametrisierung eines Klassifikationsalgorithmus benötigte eindeutige Kategorisierung der Bestände in eine thematische Klasse, die Baumart und Entwicklungsphase beschreiben, ist daher nur eingeschränkt möglich. Für optimale Klassifikationsergebnisse ist der verwendete Klassifikationsalgorithmus auf möglichst ungestörte Referenzsignaturen der jeweiligen thematischen Klassen angewiesen.

In der Realität setzen sich aber die einzelnen Bestände aus unterschiedlichen Baumarten und Altersstufen zusammen, die sich in ihrer horizontalen und vertikalen Verteilung innerhalb des Bestandes durch verschiedene Mischungsformen beschreiben lassen. Da bei der Beobachtung von Wäldern über satellitengestützte Systeme nur die den Kronenraum dominierende ökologische Hauptbaumart von Bedeutung ist, stellen die horizontalen Mischungsformen innerhalb eines Bestandes die Problematik und Herausforderung bei der Identifikation von geeigneten Referenzflächen dar. Durch die Landesforsten Rheinland-Pfalz werden folgende Mischungsformen unterschieden:

- Kleinräumig: Flächengrößen kleiner 500 m^2
- Horstweise: Flächen zwischen 500 m^2 und 5000 m^2
- Flächig: Flächengrößen größer 5000 m^2

Neben der Beimischung anderer Baumarten können sich innerhalb eines Bestandes Blößen, Gewässer und Wege befinden.

In Konsequenz dieser Mischungsproblematik sollten zur Ableitung von Referenzsignaturen nur Reinbestände genutzt werden. Allerdings dürfen, nach Definition der Landesforsten Rheinland-Pfalz, auch Reinbestände bis zu 10% Beimischungen anderer Baumarten enthalten. Darüberhinaus würde sich die Zahl der potentiell verfügbaren Referenzsignaturen erhöhen.

renzflächen erheblich reduzieren, sollte sich die Auswahl nur auf Reinbestände beschränken. Zusätzlich liegt das Ziel der Arbeiten auf der Entwicklung einer Klassifikationsstrategie, die sich in die operativen Methoden der Landesforsten integrieren lässt und möglichst die gesamte bereits zur Verfügung stehende Datenbasis nutzt.

Um geeignete Referenzflächen zu identifizieren, die ausreichend groß, homogen zusammengesetzt und vor allem charakteristisch für die jeweilige thematische Klasse (z.B. Buche-Dimensionierung) sind, wurden daher alle Wöfis-Bestände über eine Clusteranalyse untersucht. Dazu wurden aus den Satellitenbilddaten alle Wöfis-Waldorte einer thematischen Klasse ausmaskiert und anschließend über dem Isodata-Cluster-Algorithmus (Ball & Hall, 1965) analysiert (vgl. Kapitel 7.1), um eine optimale Unterteilung des multispektralen Merkmalsraums zur Identifikation von spektral ähnlichen Pixeln zu erreichen. Abschließend konnten über einen visuellen Vergleich mit Luftbildern und den dazugehörigen Bestandsattributen die thematischen Klassen mit den geringsten Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten zu der jeweiligen Hauptbaumart und Entwicklungsphase als Referenzdaten identifiziert und ausgeschlossen werden.

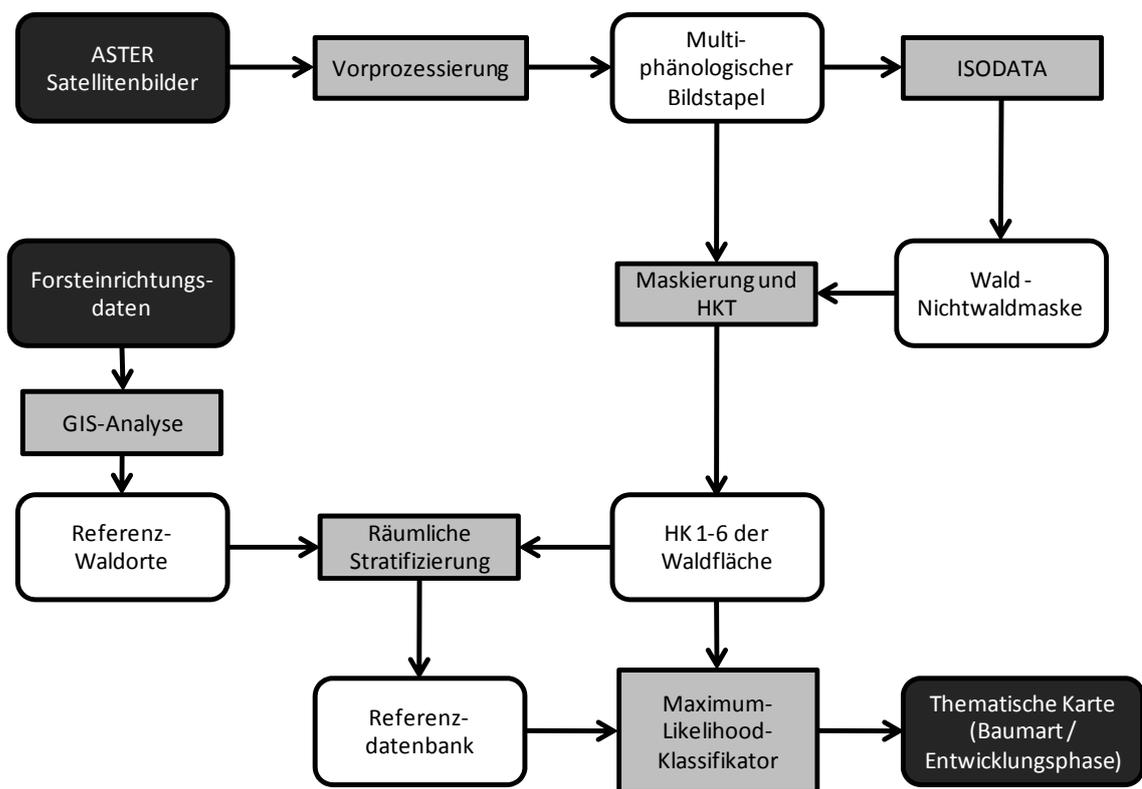


Abbildung 8.3: Verfahrensdiagramm zur Nutzung räumlich stratifizierter Referenzdaten zur optimierten Parametrisierung eines Maximum-Likelihood-Klassifikators.

Die Überprüfung der Ergebnisse aus der Clusteranalyse zeigen, wie gut dieses Verfahren geeignet ist, um Beimengungen anderer Baumarten und andere „Nichtwald-Flächen“ in einem Reinbestand zu identifizieren. In Abbildung 8.4 ist, beispielhaft für einen Buchenreinbestand in der Bestandsperiode „Dimensionierung“, das Ergebnis der Clusteranalyse dargestellt. Zur Verdeutlichung und Kontrolle der Ergebnisse wurden in einem Luftbild des Bestandes manuell die horstartig und kleinflächig vorkommenden Fichten und Lärchen digitalisiert. Die digitalisierten Flächen sind fast deckungsgleich zu den darunter dargestellten Ergebnissen der Clusteranalyse.

Die Ergebnisse der bestandsweisen Clusteranalyse dienen im nächsten Arbeitsschritt dazu, die Auswahl der Referenzflächen auf die tatsächlich für eine thematische Klasse repräsentativen Bereiche zu begrenzen. Über die so räumlich stratifizierten Bestandsinformationen wird ein regelmäßiges 100m x 100m Punktraster gelegt, das zur Ableitung der Referenzsignaturen dient.

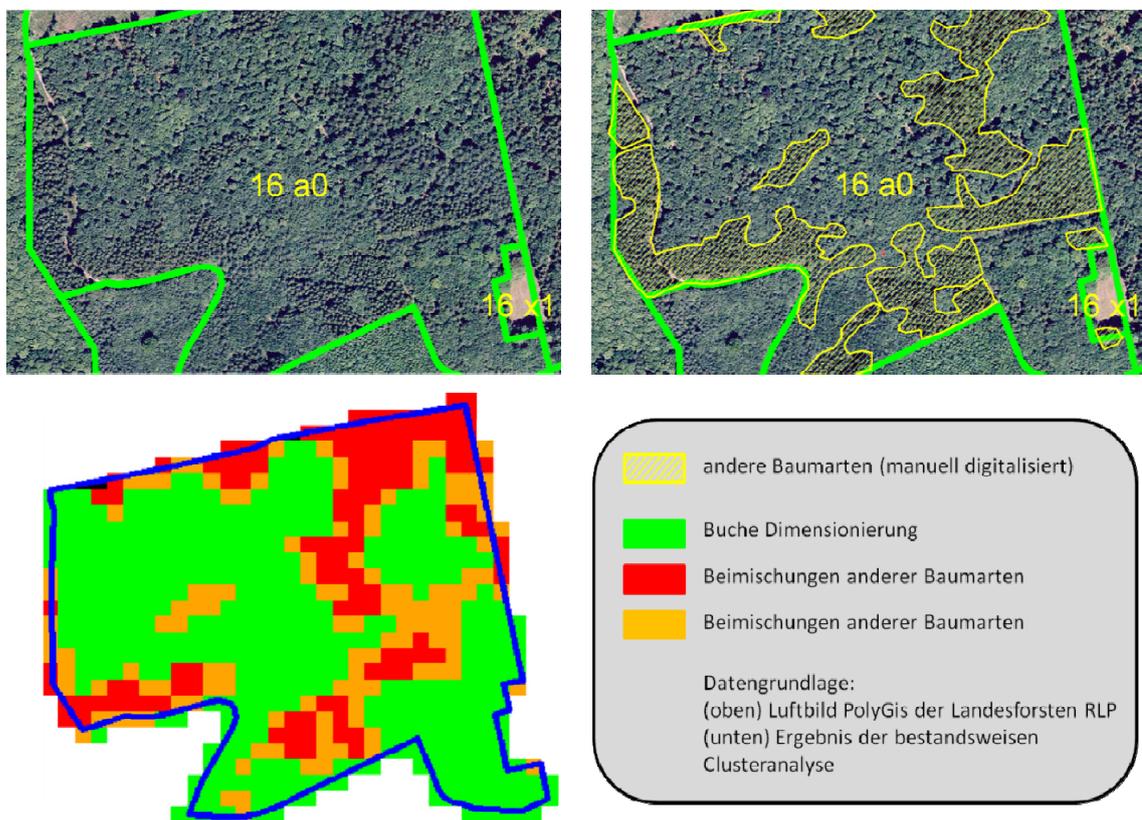


Abbildung 8.4: Ergebnis der bestandsweisen Clusteranalyse im Vergleich mit visueller Luftbildauswertung. Links Oben: Luftbildauschnitt überlagert durch Wöfisdortgeometrie. Bei der ökologischen Hauptbaumart handelt es sich um Buche in der Entwicklungsphase Dimensionierung. Rechts Oben: Manuell digitalisierte Flächen (gelb), die von anderen Baumarten eingenommen werden. Links Unten: Ergebnis der automatischen Clusteranalyse der Satellitenbilddaten des Waldortes.

Insgesamt stehen nach der räumlichen Stratifizierung der Wöfis-Inventurdaten 45.336 Referenzsignaturen zur Parametrisierung des Klassifikators zur Verfügung. Damit wurden im Vergleich zur zuvor beschriebenen Methode der direkten Nutzung der Wöfis-Daten, bei gleich großer Punktrasterweite, 54.960 Punkte weniger in die Referenzdatenbank aufgenommen. Tabelle 8.8 zeigt die Anzahl an Referenzpunkten pro thematischer Klasse und dokumentiert die Differenz in Prozent gegenüber der direkten Nutzung. Dabei wirkt sich die räumliche Stratifizierung unterschiedlich stark bei den einzelnen thematischen Klassen aus und schwankt zwischen über 90% Abnahme an Referenzpunkten bei Eiche-Qualifizierung und knapp 12% bei Eiche-Reife. Mögliche Ursachen der verschiedenen starken Abnahmen können in der Struktur der einzelnen Bestände, in Unterschieden zwischen naturnahen Wäldern und Monokulturen sowie in der Art der Bewirtschaftung liegen.

Tabelle 8.8: Anzahl der Referenzpunkte bei Nutzung der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten. In Klammern sind die durch die räumliche Stratifizierung ausgeschlossenen Anteile gegenüber der ursprünglichen, direkt aus den Wöfis-Daten abgeleiteten Referenzdatenbank angegeben.

Baumart	Anzahl gesamt	Phase	Anzahl
Eiche	11427 (-44,3%)	Qualifizierung	142 (-90,2%)
		Dimensionierung	6325 (-12,6%)
		Reife	4960 (58,1%)
Buche	9493 (-63,8%)	Qualifizierung	1275 (74,3%)
		Dimensionierung	5328 (-34,0%)
		Reife	2890 (-78,1%)
Fichte	15606 (56,9%)	Qualifizierung	1706 (-46,8%)
		Dimensionierung	6431 (-30,2%)
		Reife	7469 (-68,6%)
Douglasie	6768 (32,2%)	Qualifizierung	828 (-67,9%)
		Dimensionierung	5823 (-17,7%)
		Reife	117 (-63,3%)
Kiefer	7363 (72,27%)	Qualifizierung	0
		Dimensionierung	374 (-92,8%)
		Reife	1668 (-22,4%)

Als problematisch ist die jetzt nur noch geringe Anzahl an Referenzpunkten bei den Klassen „Eiche-Qualifizierung“ und „Douglasie-Reife“ anzusehen, da diese im Vergleich zu den übrigen Klassen unterrepräsentiert sind. Zur ersten Überprüfung des Klassifikationsansatzes werden die beiden thematischen Klassen im Referenzdatensatz belassen. Allerdings wird für alle eingehenden thematischen Klassen die von Swain und Davis (1978) empfohlene Mindestanzahl an Referenzpunkten deutlich erreicht (vgl. Kapitel 7.1).

Neben Verbesserung, die durch die räumliche Stratifizierung der Referenzbestände und der damit verbundenen eindeutigen spektralen Charakterisierung der thematischen Klassen wird auch noch eine statistische Optimierung der Referenzdaten erreicht. Durch die durchgeführte iterative Clusteranalyse sind die daraus abgeleiteten Referenzsignaturen normalverteilt und erfüllen damit die wichtigste Voraussetzung zum Einsatz als Referenzdaten zur Parametrisierung des Maximum-Likelihood-Klassifikators.

Nach erfolgreicher Klassifikation steht als Resultat eine thematische Karte der 14 thematischen Klassen zur Verfügung. Die räumliche Verteilung der Klassen und der Grad der Fragmentierung der einzelnen Cluster zeigen ein plausibles Bild. Eine „Salz und Pfeffer“ Struktur ist nicht erkennbar, die thematischen Klassen bilden größere zusammenhängende Einheiten. Die erreichte Gesamtgenauigkeit für alle 14 thematischen Klassen liegt bei über 61%, bei der Trennung der fünf Hauptbaumarten sogar bei über 84%. Detaillierten Aufschluss über die erreichten Hersteller- und Nutzergenauigkeiten geben Tabelle 8.9 und 8.10.

Eine Zusammenfassung der durchgeführten Arbeitsschritte bei der Nutzung von räumlich stratifizierten Bestandsinformationen zur Parametrisierung eines Maximum-Likelihood-Klassifikators gibt Abbildung 8.5.

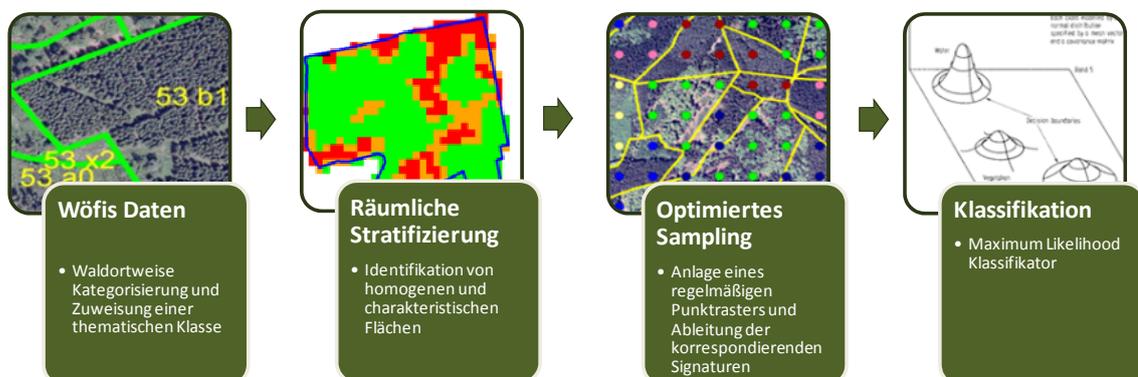


Abbildung 8.5: Prozesskette zur satellitengestützten Waldinventur bei der Nutzung von räumlich stratifizierten Bestandsinformationen zur Parametrisierung eines Klassifikators.

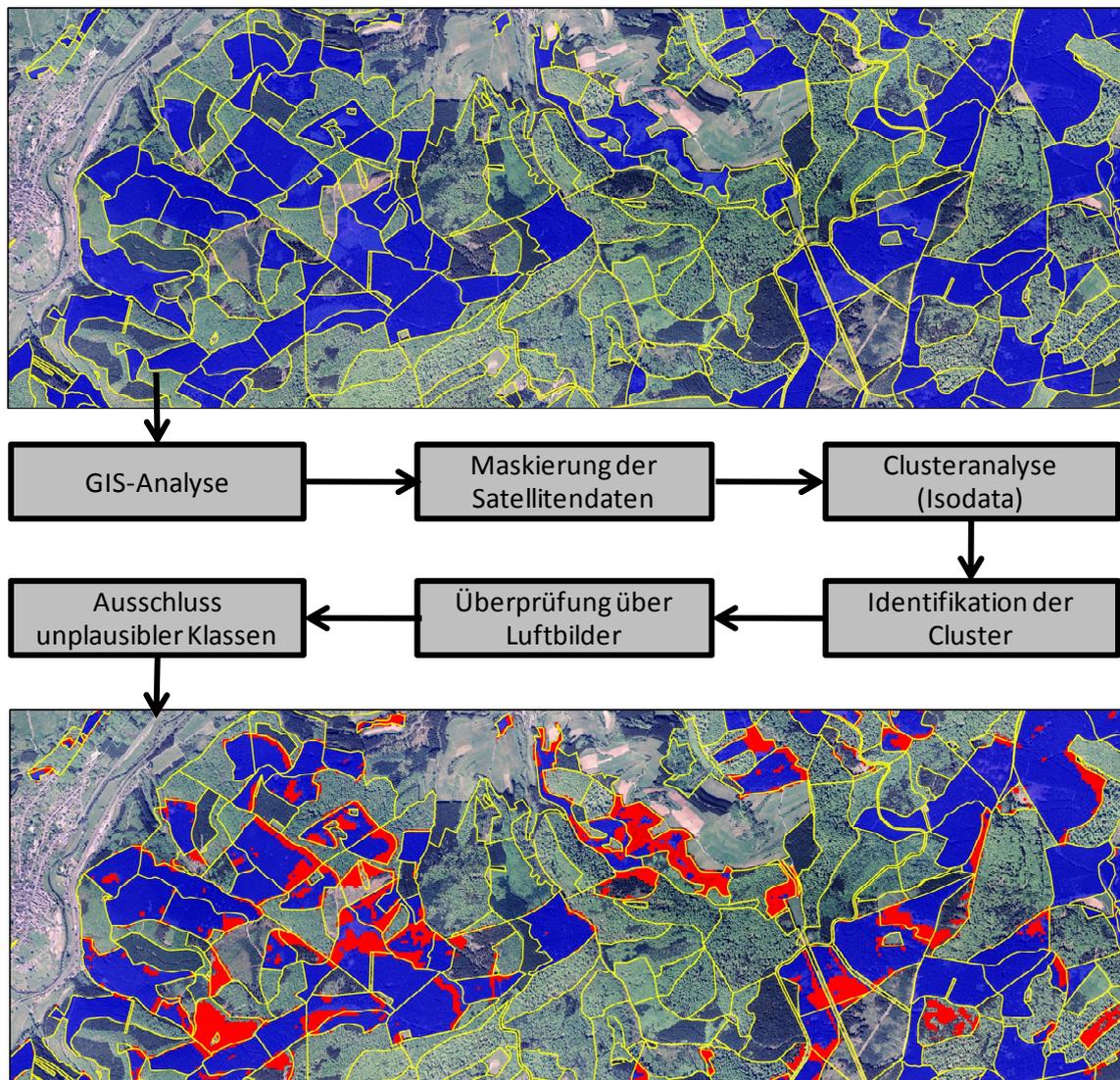


Abbildung 8.6: Prozessierungsschritte zur räumlichen Stratifizierung von Bestandsdaten am Beispiel Fichte in der Entwicklungsphase Dimensionierung. Der obere Luftbildausschnitt ist durch die originale Wöfis-GIS-Ebene überlagert. Die blau gekennzeichneten Waldorte tragen das Attribut Fichte-Dimensionierung. Dieser Eintrag gilt für die gesamte Waldortfläche. Der untere Bildausschnitt zeigt in rot, die nach der Clusteranalyse von der weiteren Verwendung als Referenzdaten ausgeschlossenen Flächen.

Die zur räumlichen Stratifizierung notwendigen Prozessierungsschritte sind durch Abbildung 8.6. detailliert zusammengefasst. Der obere Luftbildausschnitt zeigt in Überlagerung die originale Wöfis-Geometrie für die Baumart Fichte in der Entwicklungsphase Dimensionierung. Dabei sind die blau gekennzeichneten Waldorte mit dem Attribut „Fichte-Dimensionierung“ verknüpft. Diese Attribuierung gilt für die gesamte Waldort-

fläche. Durch die Transparenz der überlagerten GIS-Ebene hindurch sind allerdings schon für einige dieser Waldorte visuell nicht charakteristische Bereiche zu erkennen. Blößen, Laubbaumarten, Waldwege und Waldränder zerteilen die Fichtenflächen. Durch die im Flussdiagramm zusammengefassten Prozessierungsschritte (GIS-Analyse, thematische Maskierung der Satellitenbilddaten (hier: alle Flächen mit der ökologischen Hauptbaumart Fichte in der Entwicklungsphase Dimensionierung), Clusteranalyse, Identifikation der Ergebniscluster, visuelle Überprüfung der Clusteranalyse über hochauflösenden Luftbilder sowie damit verknüpfte Forsteinrichtungsdaten und dem abschließenden Ausschluss) werden die für die ökologische Hauptbaumart Fichte in der Entwicklungsphase Dimensionierung charakteristischen Cluster identifiziert und abschließend nichtcharakteristische Flächen von der weiteren Verwendung als Referenzdaten ausgeschlossen.

Tabelle 8.9: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten für die fünf Hauptbaumarten.

	Summe Referenz	Summe Klassifikation	Anzahl richtig	Hersteller Genauigkeit	Nutzer Genauigkeit
Eiche	353	360	290	82,15%	80,56%
Buche	350	345	279	79,71%	80,87%
Fichte	422	373	338	80,09%	90,62%
Douglasie	187	252	169	90,37%	67,06%
Kiefer	149	131	121	81,21%	92,37%
Summe	1461	1461	1197		

Gesamtgenauigkeit = 81,93%

Kappa-Koeffizient = 0,77

Für die thematische Klasse Douglasie-Reife liegt keine repräsentative Validierungsstichprobe vor, um diese im Accuracy-Assessment zu berücksichtigen. Visuell lassen sich gute Übereinstimmungen zwischen als Douglasie-Reife klassifizierten Flächen und den zur Validierung genutzten Luftbildern feststellen. Weil die Klasse Douglasie-Reife in der Auswertung fehlt, ist anzunehmen, dass die Genauigkeitsmaße die tatsächlich erreichte Gesamtgenauigkeit leicht unterschätzen.

Tabelle 8.10: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten für 14 thematische Klassen.

	Ei.-Qua	Ei.-Dim	Ei.-Rei	Bu.-Qua	Bu.-Dim	Bu.-Rei	Fi.-Qua	Fi.-Dim	Fi.-Rei	Do.-Qua	Do.-Dim	Dou.-Rei	Ki.-Dim	Ki.-Rei	Summe
Eiche-Qua	36	33	5	13	12	2	2	0	0	0	0	0	0	0	103
Eiche-Dim	4	59	19	0	12	8	0	0	0	0	0	0	0	0	102
Eiche-Rei	1	37	96	0	4	16	0	1	0	0	0	0	0	0	155
Buche-Qua	7	0	0	52	18	1	1	0	0	0	0	0	0	0	79
Buche-Dim	7	6	1	5	56	15	0	0	0	0	0	0	0	0	90
Buche-Rei	0	16	24	2	22	108	0	0	1	1	0	0	0	2	176
Fichte-Qua	0	0	0	0	0	0	51	2	0	6	1	0	1	7	68
Fichte-Dim	0	1	0	0	0	0	2	92	10	0	8	0	0	7	120
Fichte-Rei	0	0	0	0	0	0	0	45	136	0	2	0	0	2	185
Dou.-Qua	0	0	0	2	0	0	18	2	0	62	15	0	0	3	102
Dou.-Dim	0	0	0	0	0	0	5	10	0	5	64	0	1	1	86
Dou.-Rei	0	0	0	0	0	0	4	28	5	0	23	0	0	4	64
Kiefer-Dim	1	0	0	0	0	0	2	1	1	0	0	0	9	17	31
Kiefer-Rei	0	0	0	0	0	2	1	1	1	0	0	0	16	79	100
Summe	56	152	145	74	124	152	86	182	154	74	113	0	27	122	
	Summe Referenz	Summe Klassifikation	Anzahl richtig		Hersteller Genauigkeit	Nutzer Genauigkeit									
Eiche-Qua	56	103	36		64,29%	34,95%									
Eiche-Dim	152	102	59		38,82%	57,84%									
Eiche-Rei	145	155	96		66,21%	61,94%									
Buche-Qua	74	79	52		70,27%	65,82%									
Buche-Dim	124	90	56		45,16%	62,22%									
Buche-Rei	152	176	108		71,05%	61,36%									
Fichte-Qua	86	68	51		59,30%	75,00%									
Fichte-Dim	182	120	92		50,55%	76,67%									
Fichte-Rei	154	185	136		88,31%	73,51%									
Dou.-Qual	74	102	62		83,78%	60,78%									
Dou.-Dim	113	86	64		56,64%	74,42%									
Dou.-Rei	0	64	0		--	--									
Kiefer-Dim	27	31	9		33,33%	29,03%									
Kiefer-Rei	122	100	79		64,75%	79,00%									
Summe	1461	1461	900												

Gesamtgenauigkeit = 61,60%

Kappa-Koeffizient = 0,58

Als Fazit nach der Optimierung der Referenzdaten ergibt sich: Die räumliche Stratifizierung der für die Staats- und Kommunalwälder zur Verfügung stehenden Inventurdaten führt zu einem deutlich verbesserten Klassifikationsergebnis und Informationsgewinn.

Die durch die räumliche Stratifizierung der Wöfis-Daten verbesserte Klassifikationsgenauigkeit reicht nicht aus, um Verwendung in den operativen Inventurverfahren der Landesforsten Rheinland-Pfalz zu finden. Die Problematik liegt in der Übertragung des für kleine Untersuchungsgebiete im Allgemeinen erfolgreichen Klassifikationsansatzes auf ein großes und heterogenes Einsatzgebiet.

8.5 Nutzung von räumlich stratifizierten Bestandsinformationen zur Parametrisierung eines lokal adaptiven Klassifikationsansatzes

Der standardmäßige Einsatz von fernerkundlichen Verfahren in nationalen Forstinventuren der skandinavischen Staaten sowie eine große Anzahl an nationalen und internationalen (Franco-Lopez et al., 2001; McRoberts et al., 2002; Ohmann & Gregory, 2002; Stürmer & Köhl, 2005; Tomppo et al., 2008) Studien verdeutlicht eindrucksvoll das Potential der Fernerkundung zur Datenerhebung im Forst. Allerdings lassen sich die skandinavischen Ansätze nicht direkt auf die kleinräumig strukturierte Mittelgebirgslandschaft der Eifel mit ihren kleinflächigen Besitzstrukturen und wechselnden Bewirtschaftungsarten übertragen. Daher ist es nötig, einen Klassifikationsansatz zu finden, der die naturräumlichen Besonderheiten, Wuchsgebietsunterschiede, Besitzstrukturen und Bewirtschaftungsarten berücksichtigt.

Als problematisch erweist sich die Übertragung experimenteller Studien in begrenzten Untersuchungsgebieten auf die forstliche Praxis und eine landesweite Anwendung. Zwar kann auf den erfolgreichen und vor allem standardmäßigen Einsatz von Satellitenbilddaten in den nationalen Forsteinrichtungen der skandinavischen Staaten verwiesen werden (Katila & Tomppo, 2001; Tomppo & Halme, 2004). Das dort entwickelte und eingesetzte Multiquellen-Inventur-Verfahren und des für diese Aufgabenstellung angepassten KNN-Klassifikators erlauben die Klassifizierung von unterschiedlichen Baumarten und die Ableitung von verschiedenen Forstinventurparametern. (Tomppo, 1997, 2000; Nilsson, 2002; Tomppo et al., 2008). Ausgehend von einem regelmäßigen Punktraster werden dabei terrestrisch erhobene Stichprobendaten mit Satellitenbildern sowie weiteren thematischen und topographischen Informationen verknüpft.

Eine Herleitung von bestandsweiten Inventurparametern erfolgt über eine Extrapolation der terrestrischen Stichprobendaten auf Basis der Satellitenbildinformation. Als Klassifikator dient der bereits beschriebene k-nächster-Nachbar Algorithmus.

Jedoch lässt sich das dort entwickelte Multiquellen-Inventurverfahren nicht direkt auf deutsche Mittelgebirgslandschaften übertragen. Diese kleinräumig strukturierten Landschaften mit ihren wechselnden naturräumlichen Besonderheiten, wuchsklimatischen Unterschieden (vgl. Kapitel 4.2) und den sich kleinflächig ändernden Besitzstrukturen und Bewirtschaftungsarten erfordern die Entwicklung speziell angepasster Klassifikationsansätze.

Im Fall der vorliegenden Studie ergeben sich durch die Wahl des Untersuchungsgebietes „Osteifel“ einige besondere Herausforderungen. Die heterogene Landschaft ist im Bereich des Untersuchungsgebietes in 12 forstliche Wuchsbezirke gegliedert. Wechselnde Anteile an öffentlichem und privatem Wald sorgen für eine ungleichmäßige Verteilung von Referenzflächen. Die Besitzersplitterung und kleinparzellige Einteilung der Waldfläche hat ein Mosaik an unterschiedlichen Baumartenzusammensetzungen und Bewirtschaftungsarten zur Folge.

Tabelle 8.11: Einflussfaktoren auf die phänologische Entwicklung im Untersuchungsgebiet.

Minimum	Mittelwert Untersuchungsgebiet	Maximum
Mittelrheinisches Becken 182 m ü. NN	Geländehöhe (m üNN) 334 m ü. NN	Kalkeifel 482 m ü. NN
Wittlicher Senke 5,1°	Hangneigung 8,8°	Ahreifel 12,8°
Kyllburger Waldeifel 146 Tage	Länge der forstlichen Vegetationszeit 159 Tage	Mittelrheinisches Becken 173 Tage
Kyllburger Waldeifel 13,6°C	Mittlere Temp. während der forstlichen Vegetationszeit 14,6°C	Mittelrheinisches Becken 15,7°C
Kyllburger Waldeifel 366 mm	Mittlerer Niederschl. während der forstlichen Vegetationszeit 343 mm	Mittelrheinisches Becken 323 mm

Als besonders problematisch erweisen sich bei der satellitengestützten Waldinventur der Osteifel phänologische Unterschiede gleicher Baumarten in unterschiedlichen Bereichen und Höhenlagen innerhalb des Untersuchungsgebietes. Bei der Klassifikation

von großflächigen Untersuchungsgebieten können sich daher unterschiedliche thematische Klassen in verschiedenen Bereichen des Untersuchungsraumes spektral ähneln. Umgekehrt ist es ebenso möglich, dass eine bestimmte thematische Klasse in verschiedenen Regionen oder Höhenlagen unterschiedliche Reflexionswerte aufweist. Die Ursache hierfür ist in der unterschiedlichen naturräumlichen Charakteristik der einzelnen Regionen und vor allem in den wuchsklimatischen Unterschieden zu finden. Tabelle 8.11 fasst noch einmal wichtige, die phänologische Entwicklung beeinflussenden Faktoren zusammen.

Zusammenfassend stehen einem Einsatz des Multiquellen-Inventurverfahrens folgende Gründe entgegen:

- Forstliche Inventurdaten stehen in Rheinland-Pfalz nur für den Staatswald und den von den Landesforsten betreuten Kommunalwaldflächen zur Verfügung.
- Die übergeordnete Strategie des Projektes sieht die direkte Nutzung des Inventurdatenbestandes der Landesforsten Rheinland-Pfalz vor, ohne dass weitere projektbegleitende Geländearbeiten notwendig werden.
- Das Multiquellen-Inventurverfahren wurde für die homogenen großflächigen Wälder der skandinavischen Staaten entwickelt und lässt sich nicht direkt auf deutsche Mittelgebirgslandschaften übertragen.

Damit sind die Rahmenbedingungen für einen erfolgreichen Einsatz des finnischen Multiquellen-Inventurverfahrens für das Untersuchungsgebiet „Osteifel“ nicht gegeben. Vor allem die kleinräumige Landschaftsstruktur der Eifel, mit Wuchsgebiets- und Reliefunterschieden sowie die sich kleinflächig ändernden Besitzstrukturen und Bewirtschaftungsarten machen die Entwicklung eines speziell angepassten Klassifikationsansatzes nötig.

Eine weitere konzeptionelle Herausforderung stellt auch die Anpassung des zur Verwendung vorgesehenen und bereits erfolgreich eingesetzten Maximum-Likelihood-Klassifikators (vgl. Kapitel 8.4) dar. Als problematisch beim Einsatz des parametrischen Klassifikators ist die eindeutige Klassifikation von Bildelementen, die in den Randbereichen der die einzelnen thematischen Klassen charakterisierenden Verteilungskurven liegen (vgl. Abbildung 7.3). Dieses Problem gilt im besonderen Maß für das Untersuchungsgebiet „Osteifel“, das durch seine naturräumliche Heterogenität und wuchsklimatischen Besonderheiten starke Unterschiede in der phänologischen Entwicklung der einzelnen Baumarten in den fünf Wuchsgebieten aufweist (vgl. Tabelle 4.1 und Tabelle 8.11). Die Unterschiede in der phänologischen Entwicklung lassen sich auch durch Satellitenbildaufnahmen dokumentieren. Abbildung 8.7 zeigt exemplarisch den phänologischen Entwicklungszustand der Baumart Eiche in der Entwicklungsphase „Reife“. Aus einer Landsat-TM-Szene von 15. Mai 2000 wurden über die Eichenrefe-

renzpunkte (vgl. Tabelle 8.8) die Spektralwerte abgeleitet und daraus für jeden Punkt der Green-NDVI-Wert berechnet. Der Green-NDVI ist ein Vegetationsindex, der als sensitiv für Variabilität in der Chlorophyllkonzentration gilt. Er berechnet sich nach folgender Formel: $GNDVI = (\rho \text{ NIR} - \rho \text{ Grün}) / (\rho \text{ NIR} + \rho \text{ Grün})$ (Gitelson et al., 1996). Die GNDVI-Werte wurden anschließend auf die gesamte Waldfläche extrapoliert, um die phänologischen Unterschiede kartographisch deutlich zu präsentieren. Deutlich erkennbar sind die vom Moseltal, dem Höhengradienten folgend, zur Hocheifel hin abnehmenden GNDVI-Werte.

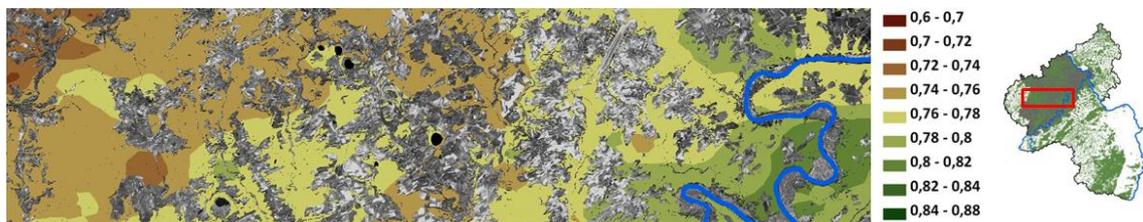


Abbildung 8.7: Phänologischer Entwicklungszustand für Eichen in der Entwicklungsphase „Reife“. GNDVI-Werte abgeleitet aus Landsat-TM-Szene vom 15. Mai 2000. Die über Eichenreferenzpunkte (vgl. Tabelle 8.8) abgeleiteten GNDVI-Werte wurden zur Verbesserung der Anschaulichkeit auf die Gesamtwaldfläche extrapoliert. Deutlich erkennbar sind die vom Moseltal, dem Höhengradienten folgend, zur Hocheifel hin abnehmenden GNDVI-Werte.

Die naturräumliche Heterogenität und die wuchsklimatischen Unterschiede wirken sich so direkt auf die konzeptionelle Schwäche des Maximum-Likelihood-Klassifikators aus. Bei der Verwendung aller im gesamten Untersuchungsgebiet erhobenen Referenzdaten ist nicht davon auszugehen, dass die fünf Baumarten in ihren drei Entwicklungsphasen auch in allen Teilregionen des Untersuchungsgebietes präzise durch die mit den Referenzdaten verknüpfte Spektralinformation charakterisiert werden. Dies wird auch durch die erreichten Klassifikationsgenauigkeiten bei gleichzeitiger Verwendung aller Referenzdaten zur Parametrisierung eines Maximum-Likelihood-Klassifikators (vgl. Kapitel 8.4) verdeutlicht, die für einen operationellen Einsatz zur Unterstützung der terrestrischen Forstinventur nicht ausreichen. Schematisch verdeutlicht wird diese Problematik durch Abbildung 8.8. Zu erkennen sind zwei Maximum-Likelihood Entscheidungsverteilungen mit den Mittelwerten μ_1 und μ_2 und den Standardabweichungen σ_1 und σ_2 . Diese könnten beispielsweise zwei Eichenbestände in der Entwicklungsphase Reife im forstlichen Wuchsgebiet Osteifel und im Wuchsgebiet Moseleifel darstellen. Zum Beobachtungszeitpunkt könnten die günstigeren wuchsklimatischen Bedingungen des Moseltals dafür sorgen, dass sich bereits eine dichtere Kronenschicht

ausgebildet hat, die zu einer höheren Bestandsreflexion im nahen Infrarot führt (vgl. Kapitel 3.1). Wenn diese phänologischen Entwicklungsunterschiede ignoriert werden und die findet eine Charakterisierung der thematischen Klasse Eiche Reife durch eine allgemeine Maximum-Likelihood Entscheidungsverteilung mit dem Mittelwert μ und der Standardabweichung σ statt (in der Abbildung dargestellt durch die gestrichelte Linie). Problematisch wird dies wenn die durch wuchsklimatische Unterschiede verursachte Variabilität und Verschiebung der Maximum-Likelihood Entscheidungsverteilung sich mit der durch Unterschiede in den thematischen Klassen induzierten Variabilität überlagert. Eine eindeutige Trennung der einzelnen thematischen Klassen ist dann nicht mehr möglich.

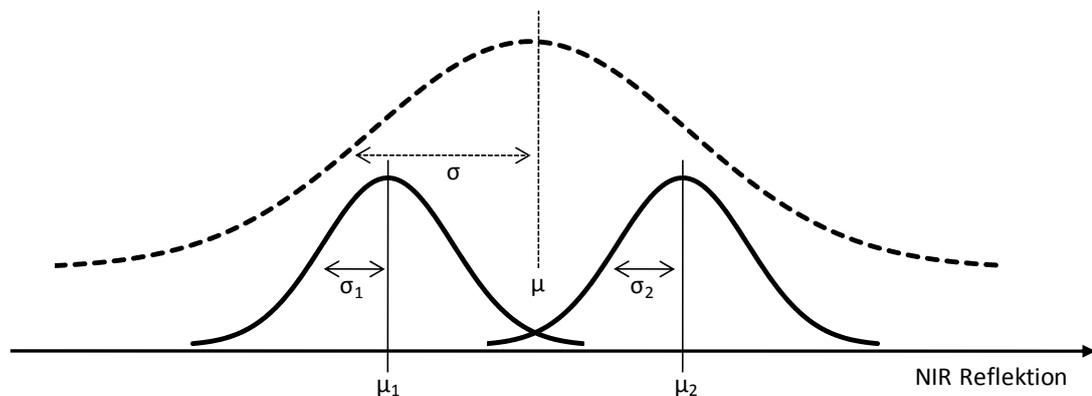


Abbildung 8.8: Maximum-Likelihood Entscheidungsverteilungen für einen Eichenbestand in wuchsklimatisch ungünstigen Bedingungen (Mittelwert μ_1 und Standardabweichung σ_1) und einen Eichenbestand in wuchsklimatisch günstigen Bedingungen (Mittelwert μ_2 und Standardabweichung σ_2). Zusammengefasst werden diese durch eine globale Entscheidungsverteilung (Mittelwert μ und Standardabweichung σ) charakterisiert.

In dieser Konsequenz wurde von der Abteilung Fernerkundung der Universität Trier unter dem Namen „**SAFORST-Mapper**“ (**S**patially-**A**daptive **F**orest **S**tand **M**apper) ein lokal adaptiver Klassifikationsansatz entwickelt, der über eine prioritäre Nutzung von Referenzdaten in räumlicher Nähe zum klassifizierenden Bildelement wuchsklimatische Unterschiede, naturräumliche Besonderheiten und forstliche Bewirtschaftungsarten berücksichtigt und damit eine flächendeckende satellitengestützte Waldinventur der Eifel erlaubt. Durch die Optimierung der zur Verfügung stehenden Referenzdaten über die räumliche Stratifizierung (vgl. Kapitel 8.4) wurde auch eine statistische Optimierung

der resultierenden Cluster erreicht. Die in einer Referenzdatenbank zusammengefassten Klassensignaturen sind normalverteilt. Ebenso wird die von Swain & Davis (1978) empfohlene Mindestanzahl an Referenzpunkten pro thematische Klasse eingehalten. Dies ermöglicht eine optimale Parametrisierung des Maximum-Likelihood-Klassifikators, der unter diesen Bedingungen allen anderen überwachten Klassifikationsverfahren überlegen ist.

8.5.1 Umsetzung des lokal adaptiven Klassifikationsansatzes

Der entwickelte, lokal adaptive, Klassifikationsansatz stützt sich auf den Maximum-Likelihood-Algorithmus. Bei der Umsetzung des lokal-angepassten Klassifikationsalgorithmus wurde darauf geachtet, dass die Signaturen einer Klasse, gemäß den Voraussetzungen des Maximum-Likelihood-Verfahrens, die Klassensignaturen auf Normalverteilung überprüft werden können. Ebenso wurde die Möglichkeit integriert, die einzelnen zu trennenden Klassen auf eine Mindestanzahl an Referenzpunkten zu prüfen. Sind diese Bedingungen nicht erfüllt, wird die Klasse von der Klassifikation ausgeschlossen.

Zur Berücksichtigung der naturräumlichen Variabilität und von wuchsklimatischen Unterschieden wurde zunächst ein regelmäßiges Raster von 10km x 10km über das Untersuchungsgebiet gelegt. Die in einer Datenbank zusammengefassten Referenzdaten (vgl. Tabelle 8.8) erhalten über ihre räumliche Position die Zugehörigkeit zu einem bestimmten Planquadrat als neues Attribut zugewiesen. Die nach einer räumlichen Stratifizierung der Eingangsdatensätze optimierten Referenzdaten haben bereits zu einer deutlichen Verbesserung der erreichten Genauigkeiten geführt.

Wesentlicher Bestandteil des erweiterten Algorithmus und innovativen Ansatzes ist die bevorzugte Berücksichtigung von lokalen Referenzsignaturen, sofern diese in ausreichender Anzahl vorhanden sind. Dazu berechnet der Algorithmus die räumliche Lage des zu klassifizierenden Pixels und nutzt die in einer Datenbank abgelegten Referenzdaten der direkten Umgebung bzw. aus dem gleichen Planquadrat (vgl. Abbildung 8.9). Sollte bei der anschließenden Prüfung auf Mindestanzahl an Referenzpunkten eine Klasse ausgeschlossen werden, so nutzt der Algorithmus die entsprechenden Referenzdaten aus dem Gesamtdatensatz. Auf diese Weise stehen für die Klassifikation zum einen immer ausreichend Referenzpunkte zur Verfügung, zum anderen werden für das zu klassifizierende Pixel immer die geeignetsten Signaturen aus der Datenbank ausgewählt.

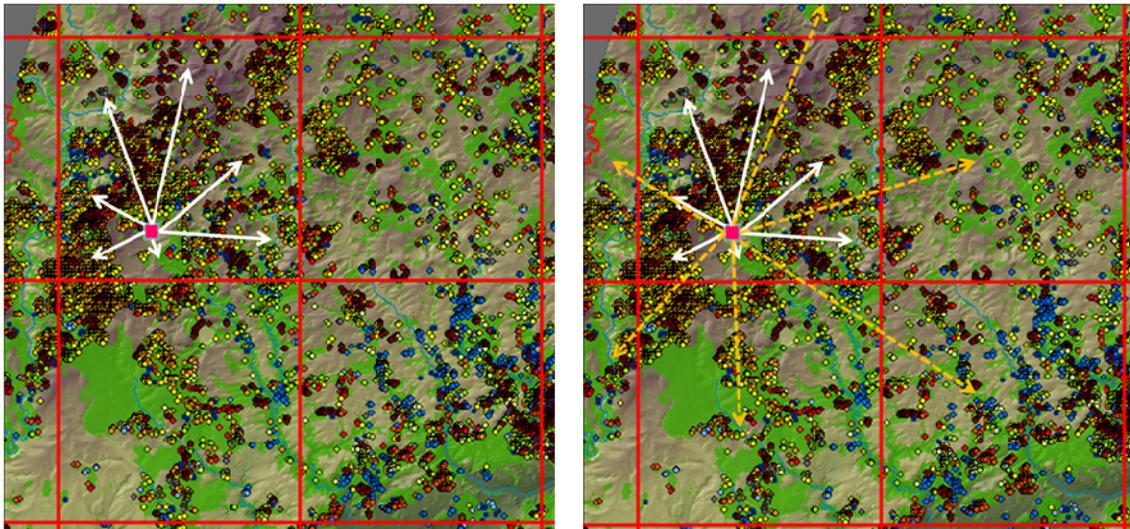


Abbildung 8.9: Funktionsprinzip des SAFORST-Mappers. Bevorzugt werden bei der Klassifikation Referenzdaten aus der unmittelbaren räumlichen Nähe (in der derzeitigen Umsetzung aus dem gleichen Planquadrat) des zu klassifizierenden Pixels genutzt. Liegen nicht genügend Referenzdaten in der unmittelbaren Nähe des zu klassifizierenden Pixels wird auf den Gesamtdatensatz zurück gegriffen.

Die zur satellitengestützten Waldinventur unter Nutzung einer räumlichen adaptiven Klassifikation kombinierten Prozessierungsschritte sind durch Abbildung 8.10 noch einmal zusammengefasst und werden im Verfahrensdiagramm (vgl. Abbildung 8.11.) schematisch dargestellt.

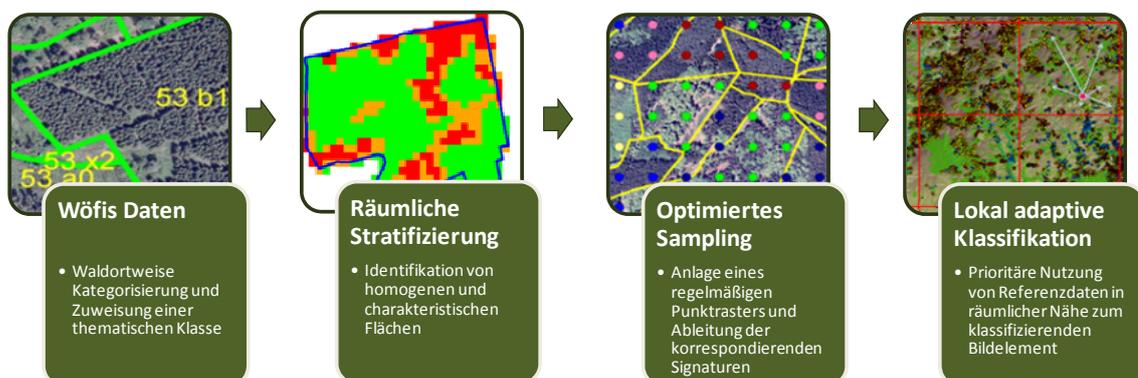


Abbildung 8.10: Kombination von räumlich stratifizierten Eingangsdaten und lokal adaptivem Klassifikationsansatz zur satellitengestützten Waldinventur.

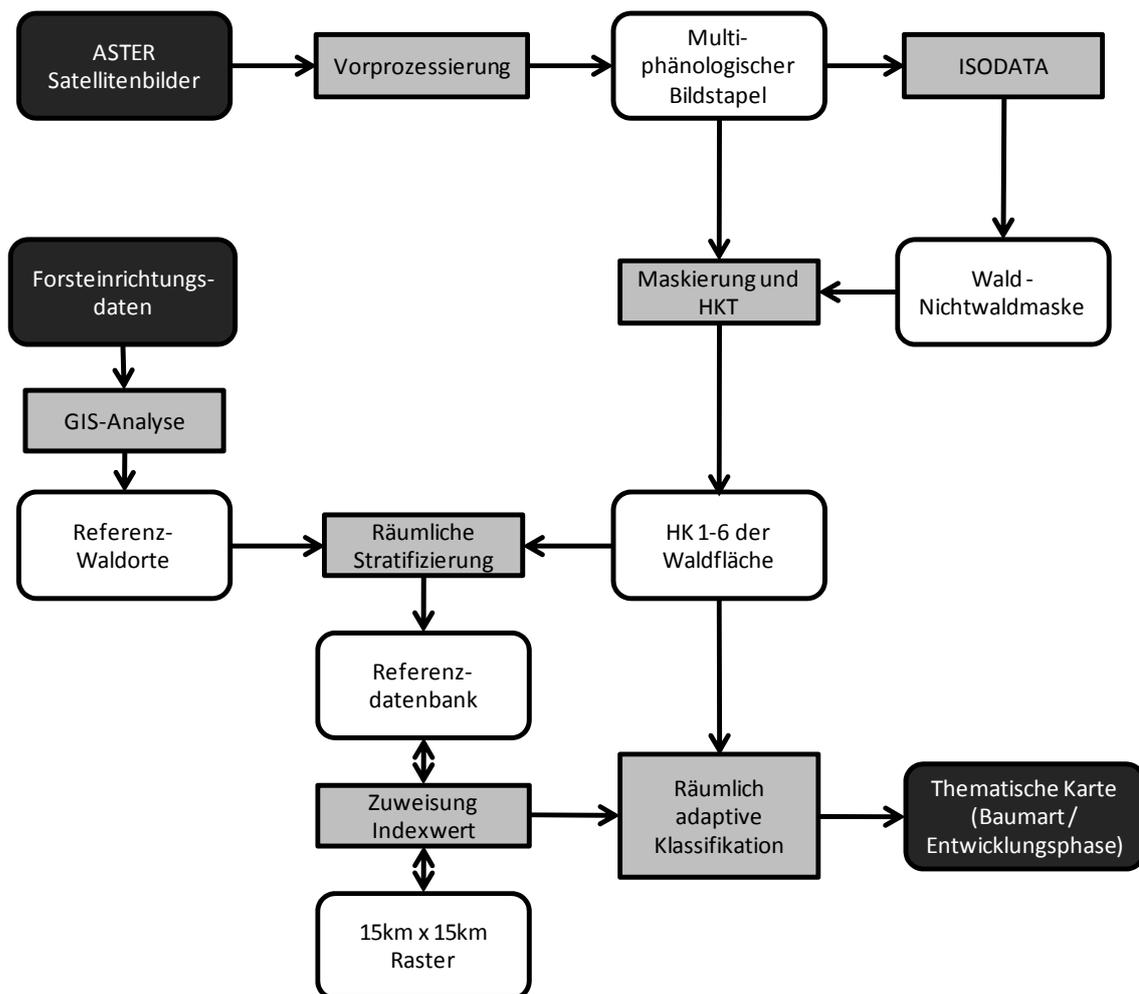


Abbildung 8.11: Verfahrensdiagramm zur Nutzung räumlich stratifizierter Referenzdaten zur optimierten Parametrisierung des räumlich adaptiven Klassifikationsansatzes.

8.5.2 Softwareimplementierung

Das zuvor beschriebene Klassifikationsverfahren wurde von S. Mader (Mitarbeiter der Abteilung Fernerkundung der Universität Trier) in Form einer eigenständigen, auf Windows™ (ab Version 2000) und UNIX-basierten (z.B. Linux) Betriebssystemen lauffähigen Softwareanwendung implementiert. Die Anwendung bietet eine leicht zu bedienende graphische Benutzerschnittstelle, über die alle erforderlichen Eingaben vorgenommen werden können. Bilddaten und Referenzsignaturen können in gängigen Dateiformaten verarbeitet werden, wie z.B. dem hierarchischen Dateiformat von Erdas Imagine™ (IMG-Format).

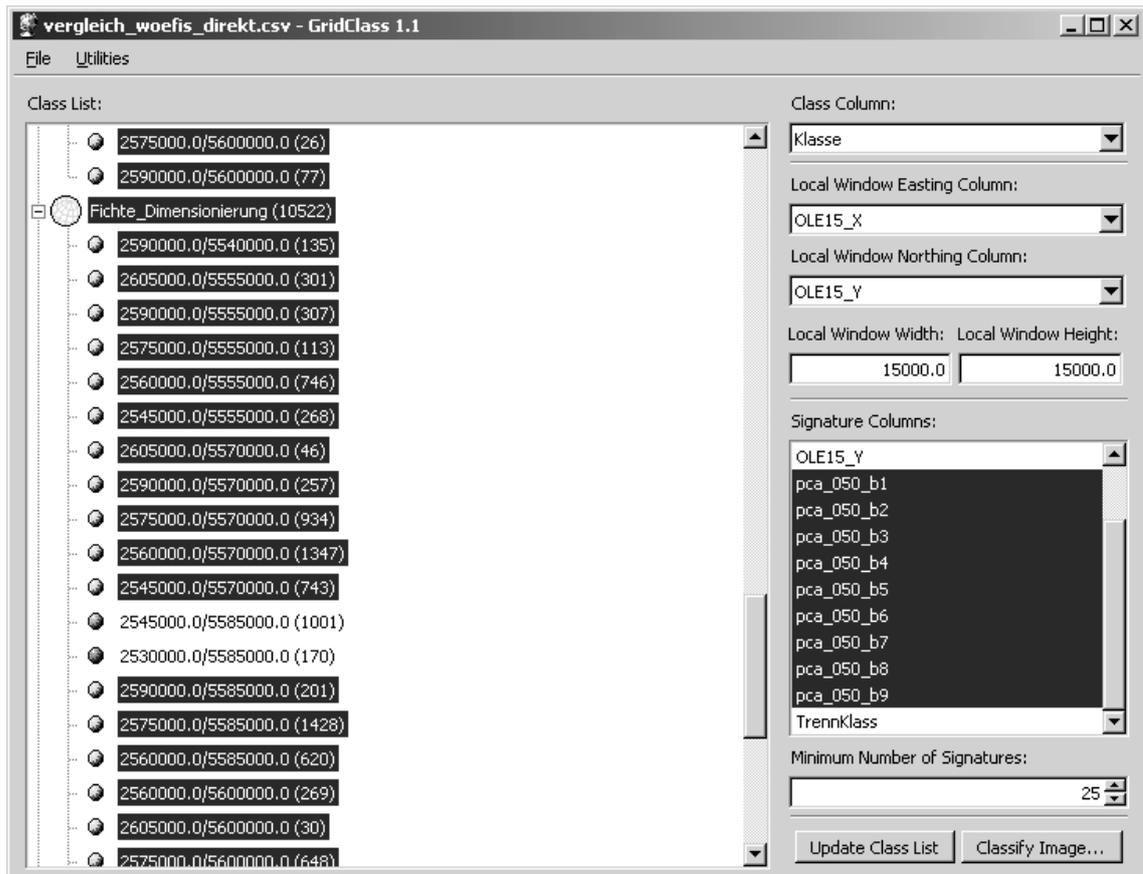


Abbildung 8.12: Anwendung "SAFORST-Mapper" mit geöffnetem Beispieldatensatz.

Bereits beim Einlesen der Referenzsignaturen werden die Signaturen automatisch den entsprechenden Planquadraten zugeordnet und die für die Klassifikation erforderlichen Parameter berechnet. Anschließend werden die Parameter auf Eignung und Gültigkeit geprüft und das Ergebnis in übersichtlicher Form angezeigt. Der Anwender hat die Möglichkeit, die dem Klassifikator zur Verfügung gestellten Parameter auf der Basis einzelner Gitterzellen auszuwählen. So können z.B. Parameter aus Gitterzellen mit untypischen lokalen Signaturen für bestimmte Klassen gezielt ausgeschlossen werden. Die entsprechenden Gitterzellen werden dann anhand der globalen Parameter klassifiziert. Abbildung 8.12 zeigt das Hauptfenster der Anwendung in dem die Signaturauswahl für jede Rasterzelle und Klasse vorgenommen werden kann. Das Klassifikationsergebnis wird in Form eines Rasterdatensatzes ausgegeben, der nahtlos in vielen Bildverarbeitungssystemen (z.B. Erdas Imagine™) oder GIS-Anwendungen (z.B. ArcGIS™) weiterverarbeitet werden kann.

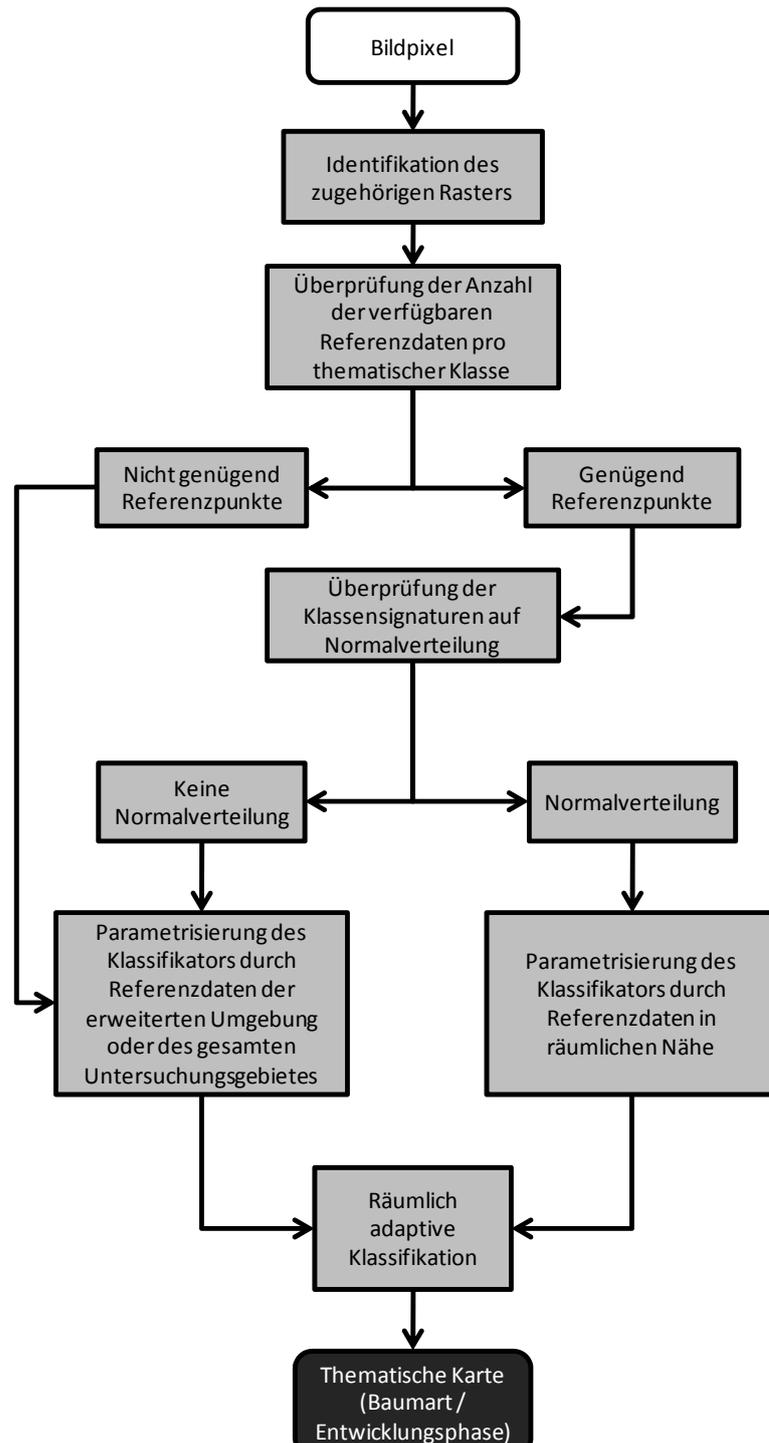


Abbildung 8.13: Verfahrensdiagramm zur räumlich adaptiven Klassifikation.

Abbildung 8.13 fasst als Verfahrensdiagramm die einzelnen Prozessierungsschritte zusammen. Als Eingangsdaten stehen optimierte Satellitenbilder und Referenzpunkte zur Verfügung. Vorbereitend wird ein regelmäßiges 15km x 15km Rastergitter über das Untersuchungsgebiet gelegt. Für das zu klassifizierende Bildelement wird zunächst anhand der Lagekoordinaten die zugehörige Rasterzelle identifiziert. Anschließend

wird für jede der berücksichtigten thematischen Klassen die Anzahl an verfügbaren Referenzpunkten überprüft. Sollte eine thematische Klasse durch Referenzdaten unterrepräsentiert sein ersetzen stattdessen Referenzdaten aus dem erweiterten räumlichen Umfeld oder des gesamten Untersuchungsgebietes den lokalen Datensatz. Sind genügend Referenzpunkte für eine thematische Klasse vorhanden, findet für diese eine Überprüfung auf Normalverteilung statt. Nur wenn diese Voraussetzung erfüllt ist, wird der lokale Datensatz zur Parametrisierung des räumlich adaptiven Klassifikators verwendet.

Das Ergebnis der lokal adaptiven Klassifikation wird als thematische Karte der 14 thematischen Klassen ausgegeben. Die Dokumentation und Validierung des finalen Klassifikationsergebnisses sind Gegenstand des nachfolgenden Kapitels.

9 Klassifikationsergebnisse

Für das Untersuchungsgebiet wurde eine multispektrale lokal adaptive Klassifikation mit ASTER-Daten der Zeitpunkte 26. Juni 2001 und 06. April 2005 durchgeführt. Die Ergebnisse liegen in Form eines Raster-Datensatzes, als daraus abgeleitete Statistiken und als thematische Karten vor.

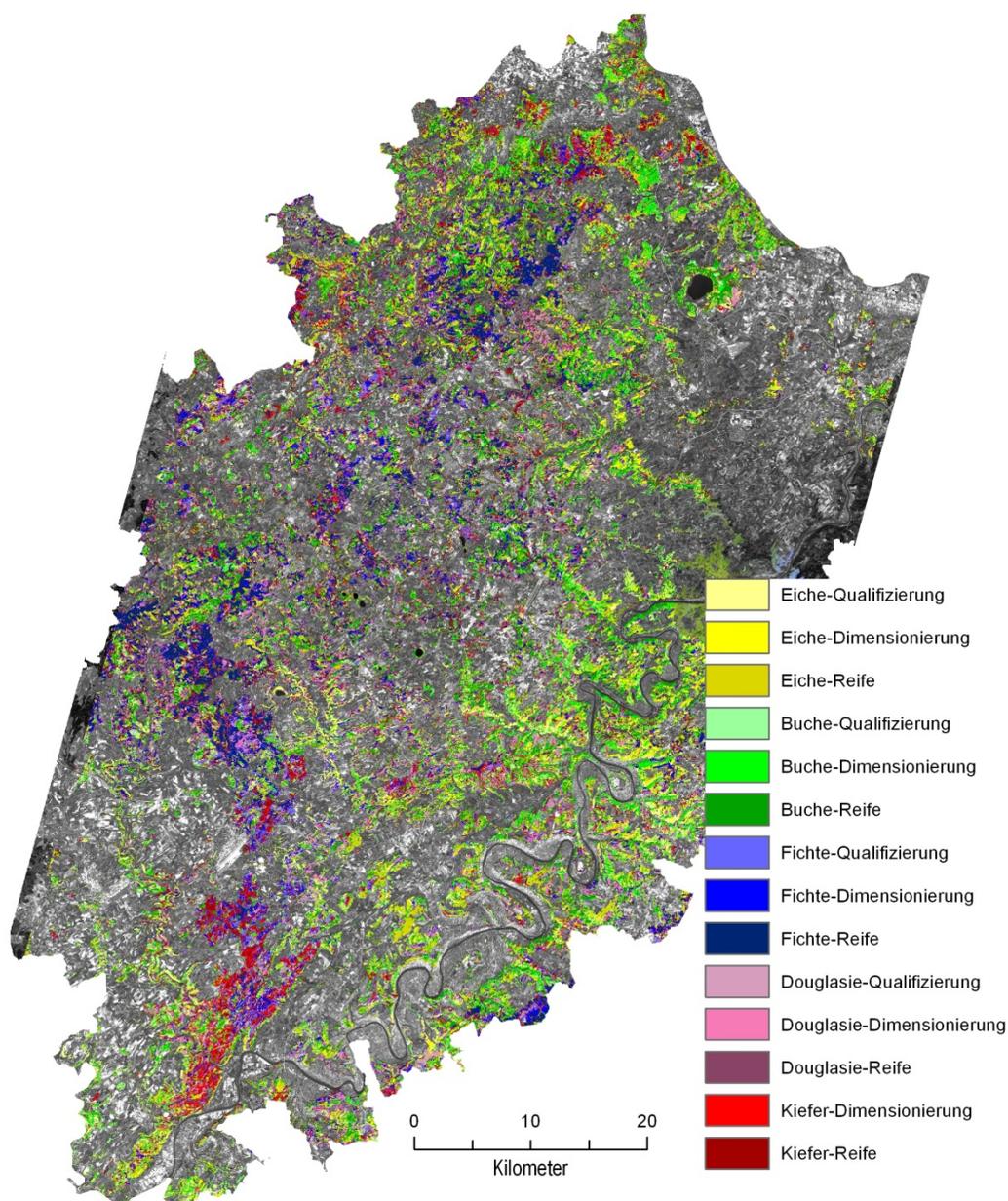


Abbildung 9.1: Klassifikationsergebnis des gesamten Untersuchungsgebietes.

9.1 Validierung des Klassifikationsergebnisses

Bereits die visuelle Überprüfung der Klassifikationsergebnisse und Vergleiche mit den zur Verfügung stehenden Referenzdaten zeigen plausible und qualitativ hochwertige Ergebnisse. Wobei bemerkenswerterweise selbst in der großmaßstäbigen Übersichtskarte (vgl. Abbildung 9.1) der Einfluss verschiedener wuchsklimatischer Unterschiede und Höhenstufen erkennbar ist. Im Bereich der klimabegünstigten Moselseitentäler herrschen Eichenwälder vor, während Buche und Fichte das übrige Untersuchungsgebiet dominieren. Besonders prägend zeigt sich die Fichte im Bereich des Kylltals und in der Kyllburger Waldeifel sowie in der montanen Zone der östlichen Hocheifel; in der Übersichtskarte leicht durch die intensive Blaufärbung zu identifizieren.

Die visuelle Bewertung des Klassifikationsergebnisses dient allerdings nur einer ersten Abschätzung der erreichten Qualität und einer Überprüfung auf Plausibilität. Zusätzlich bringt der visuelle Vergleich zwischen Luftbild und den thematischen Karten die Möglichkeit, Fehlklassifikationen und problematische Bildbereiche zu identifizieren und über die Analyse der Ursachen Verbesserungen oder Anpassungen am Klassifikationsansatz zur Verbesserung bzw. Anpassung der Klassifikationsstrategie beizutragen.

Schwerpunkt der Validierung bildet aber die deskriptiv-statistische Bewertung des Klassifikationsergebnisses über die in Kapitel 7.2.3 eingeführten Genauigkeitsmaße: Gesamtgenauigkeit, Hersteller- und Nutzergenauigkeit sowie Kappa-Koeffizient. Dazu findet ein Vergleich des Klassifikationsergebnisses mit den stratifiziert zufällig verteilten Stichprobenpunkten der Validierungsdatenbank statt.

9.1.1 Visuelle Validierung des Klassifikationsergebnisses

Der in Abbildung 9.2 dargestellte Bildausschnitt des Laacher Sees zeigt das Klassifikationsergebnis für alle 14 zu trennenden Klassen. Alle weiteren Baumarten sind im Untersuchungsgebiet in nur so geringer Anzahl vertreten, dass sie nicht genügend Referenzdaten für eine Klassifikation liefern. Während der Klassifikation werden sie der jeweils spektral ähnlichsten Klasse zugewiesen. Erkennbar ist eine räumlich scharfe Trennung zwischen einzelnen Beständen, ohne dass der Ergebnisdatensatz mit den sonst üblichen Methoden zur Bildverbesserung nachbearbeitet werden musste. Dies gibt einen deutlichen Hinweis auf die Qualität der Ergebnisse und die Eignung des gewählt Klassifikationsansatzes zur Durchführung einer satellitengestützten Waldinventur in der Osteifel.

Das Klassifikationsergebnis in Abbildung 9.2 ist durch Wöfis-Referenzinformationen (Punkte) überlagert. Übereinstimmende Farben dokumentieren zwischen Klassifikationsergebnis und Referenzpunkt zum einen die Qualität der Referenzdaten und zum anderen die präzise Zuweisung eines Bildelementes durch den Klassifikator.

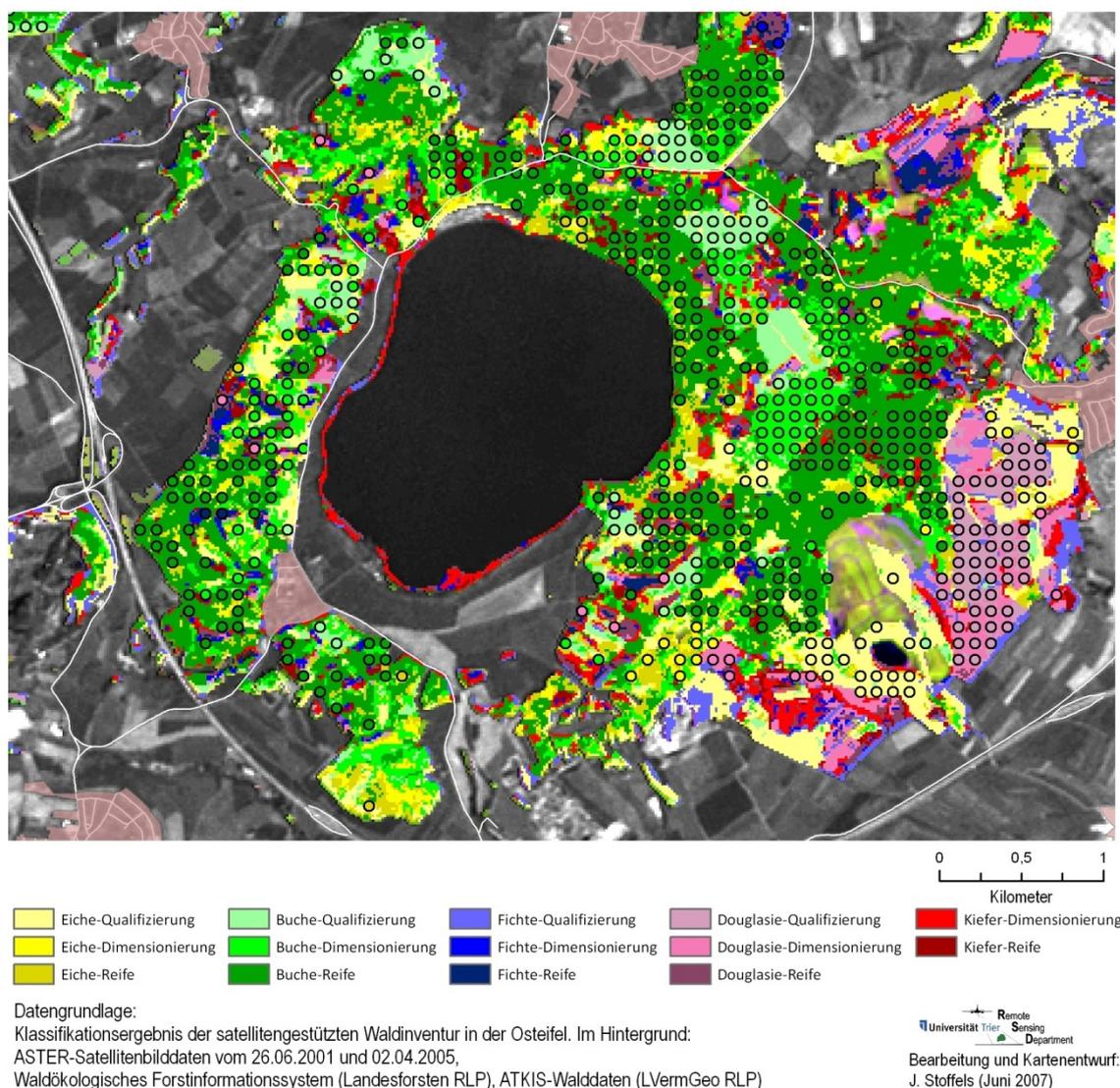


Abbildung 9.2: Darstellung des Klassifikationsergebnisses für den Bildausschnitt "Laacher See". Das Klassifikationsergebnis ist durch die verwendeten Referenzdaten (Punkte) überlagert.

Der Laacher See eignet sich besonders gut als belegendes Bildbeispiel der visuellen Überprüfung des Klassifikationsergebnisses, da der Bildausschnitt sowohl naturnahe Mischwälder abbildet, als auch großflächige Nadelaufforstungen zeigt. Die Klassifikation beider Waldbilder zeigt sehr gute Ergebnisse.

Die Notwendigkeit und der Nutzen der in Kapitel 6 dokumentierten Arbeitsschritte zur Aufbereitung und Vorprozessierung von Satellitenbildern wird ebenfalls durch das gewählte Bildbeispiel bestätigt. So sind trotz der unterschiedlichen Beleuchtungssituationen auf der Ringumwallung des Calderasees keine Beeinträchtigungen des Klassifikationsergebnisses zu erkennen.

Die mosaikartige, kleinflächige Struktur im südlichen Bereich des Bildausschnittes hebt sich von den größeren einheitlichen Flächen im Norden ab. Der visuelle Eindruck lässt auf Fehlklassifikationen schließen. Die Ursache liegt aber nicht in Fehlern im Klassifikationsergebnis sondern im Waldbild, das naturnahe stark differenzierte, artenreiche Bestände umfasst, die in einem Naturschutzgebiet zusammengefasst sind.

Im Südosten sind großflächige Aufforstungen durch Douglasien und Fichten im Reinbestand zu erkennen, deren Abstufung in einzelne Entwicklungsphasen durch den Klassifikator abgebildet werden konnte.

Rund Zweidrittel des Sees sind, von Südost bis Nord, von einem schmalen Streifen Wald umgeben, dieser wird nach der Klassifikation als Kiefer in der Entwicklungsphase Dimensionierung ausgewiesen. Hierbei handelt es sich um eine Fehlklassifikation. Im schmalen Uferbereich wird der das Gewässer begleitende Gehölz- und Buschstreifen stark vom Reflexionssignal des Wassers beeinflusst. Das Gesamtreflexionssignal ähnelt daher schließlich dem von Kieferbeständen.

Bei der visuellen Bewertung des Klassifikationsergebnisses sollte aber auch besonderen Wert auf die Identifikation von Fehlklassifikationen und problematischen Bildbereichen gelegt werden, um deren Ursachen zu analysieren und gegebenenfalls durch eine Anpassung des Klassifikators oder der Prozessierungsstrategie reagieren zu können.

In wenigen Einzelfällen konnten bei der visuellen Kontrolle auch Bestände identifiziert werden, die deutlich falsch klassifiziert wurden (sowohl Baumart, als auch Entwicklungsphase). Solche Ausreißer können trotz aller Sorgfalt auftreten und lassen sich durch falsche Referenzwerte in der unmittelbaren räumlichen Umgebung erklären. Einzig im Bereich der Mittelmosel häufen sich die problematischen Klassifikationsergebnisse. Dort sind nicht nur einzelne Waldorte falsch klassifiziert, sondern ganze Hangbereiche sind flächendeckend der falschen Entwicklungsphase zugeordnet. Konkret handelt es sich dabei um Eichen-Niederwälder, die konsequent als Eiche-Qualifizierung ausgewiesen werden, obwohl sie in den Attributdaten des Waldökologischen Forstinformationssystems als Eiche-Dimensionierung oder Eiche-Reife beschrieben werden. Allerdings werden bei der Eichen-Niederwaldwirtschaft die Eichen im

zeitlichen Abstand von 20 – 30 Jahren auf den Stock gesetzt und so zum Neuausschlag am Wurzelstock gezwungen. Dieser Waldwirtschaftstyp unterscheidet sich deutlich von allen anderen Nutzungstypen im Untersuchungsgebiet. Hinzukommt, dass sich die Niederwälder mit den wärmeliebenden Eichenwäldern meist an süd-, südost- und südwest-exponierten Steilhängen befinden. Selbst aufgewachsene Niederwälder auf solchen Standorten zeigen ein spezielles Waldbild und zeichnen sich durch eine lückige Bestandsstruktur aus. Dadurch weisen solche Flächen spektral große Ähnlichkeit mit Eichenwäldern in jüngeren Entwicklungsphasen auf.

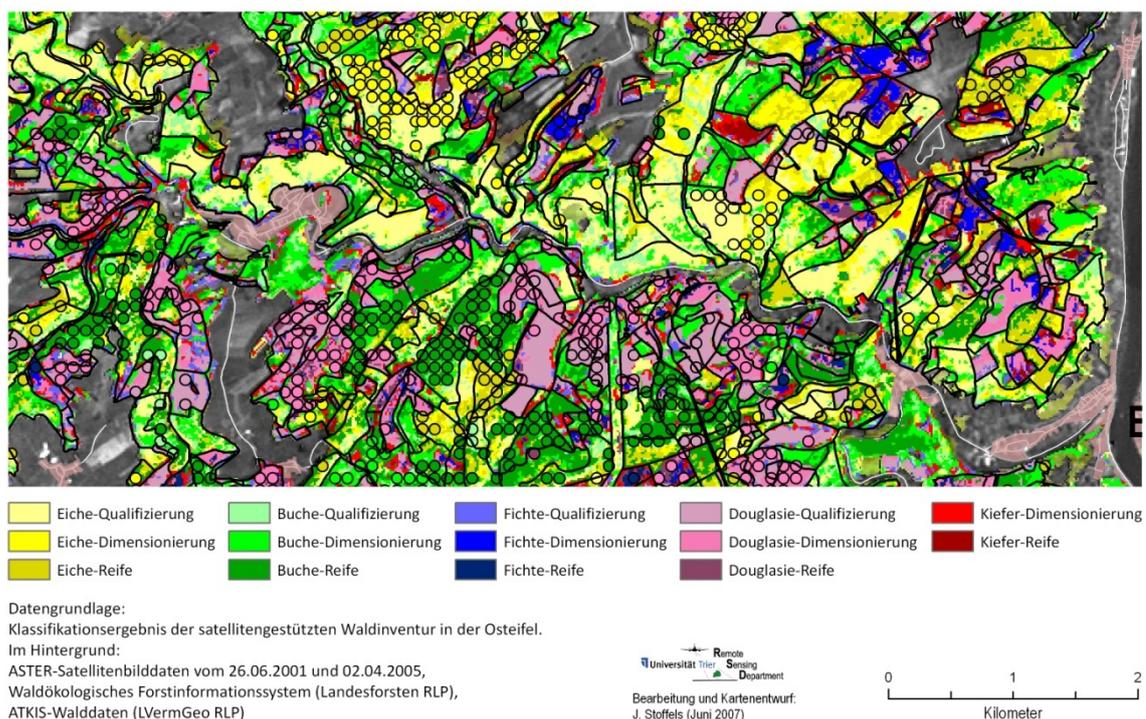


Abbildung 9.3: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel Alfbachtal. Das Klassifikationsergebnis ist durch die verwendeten Referenzdaten (Punkte) überlagert. Die südexponierten Steilhänge sind als Eiche-Qualifizierung fehlklassifiziert. Ursache hierfür sind die Eichenniederwälder in den Moselseitentälern. Die auf diesen Flächen abgeleiteten Referenzdaten sind nicht repräsentativ und führen zu Fehlklassifikationen.

Diese Problematik wird am Bildbeispiel des Alfbachtals (vgl. Abbildung 10.3) deutlich. Das Moselseitentäl ist auf den Südost bis Südwest exponierten Hängen von ausgedehnten Eichenniederwäldern bestanden, die durch die Sachdatenbank des Waldökologischen Informationssystems als Eiche in der Entwicklungsphase Dimensionierung und Eiche in der Entwicklungsphase Reife beschrieben wird. Durch den Klassifikator erfolgt eine Ausweisung eines großen Teils dieser Fläche als Eiche in der Entwicklungs-

phase Qualifizierung. Dagegen ist das Klassifikationsergebnis der gegenüberliegenden Hangbereiche, wo sich hauptsächlich Buchen- und Douglasienbestände finden, korrekt. Eine weitere Problematik lässt sich am Bildbeispiel „Ahrtal“ erkennen. Entlang der nordexponierten Steilhänge des Ahrtals kommt es aufgrund starker Beschattung zu Fehlklassifikationen. In diesen Bereichen können Schlagschatten die Klassifikation beeinflussen und das Ergebnis verfälschen. Im Bildbeispiel zu erkennen sind die wenig strukturierten Übergänge zwischen Fichten (blau) und Douglasien (dunkellila). Die eigentlichen Fichtenbestände werden nicht flächenscharf als solche erkannt. Diese Problematik betrifft allerdings nur einen unbedeutenden Anteil aller untersuchten Flächen.

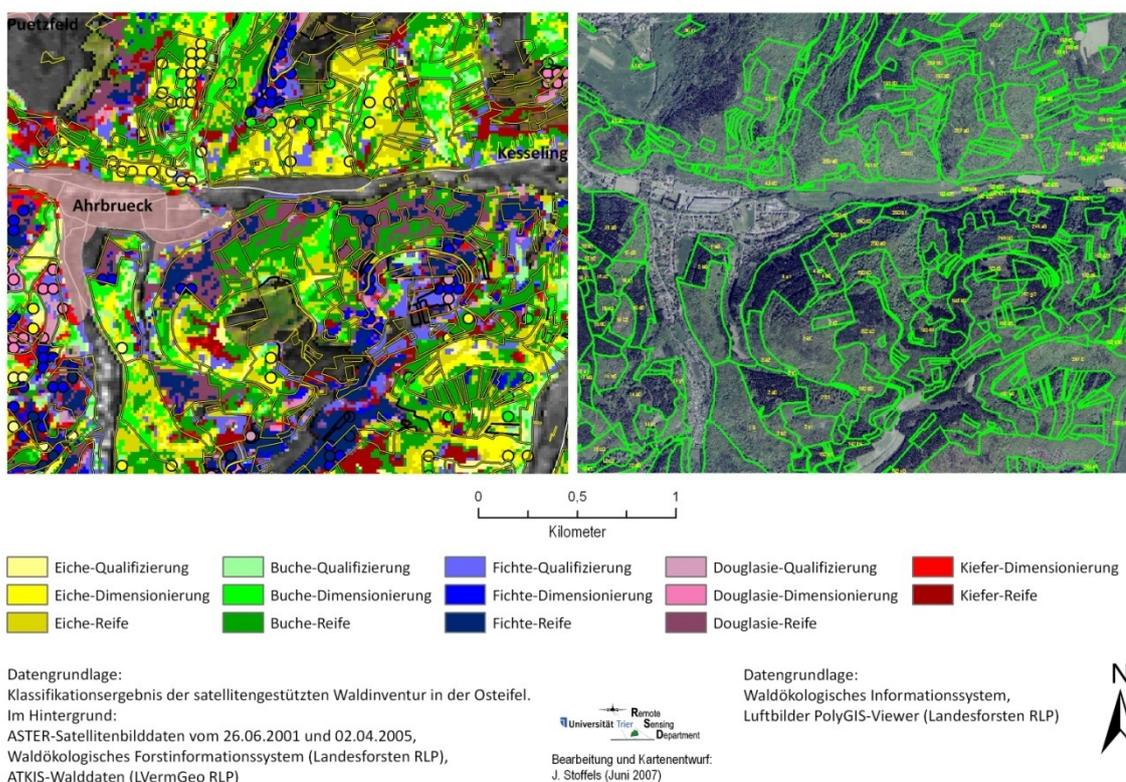


Abbildung 9.4: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel "Ahrtal". Das Klassifikationsergebnis (links) ist durch die verwendeten Referenzdaten (Punkte) überlagert. Der Luftbildausschnitt (rechts) zeigt in der Bildmitte die extrem steilen Hangbereiche. Besonders entlang nördlich exponierter Steilhänge kommt es bei starker Beschattung zu Fehlklassifikationen.

Eine weitere Schwierigkeit lässt sich im Bereich der scharfen Einschnitte von Waldwegen, an Waldrändern und entlang der Grenze von Beständen mit deutlich von ein-

ander abweichenden Baumhöhen dokumentieren. Entstehen entlang dieser Grenzbe-
 reiche durch die Beleuchtungssituation Schlagschatten, so werden die betroffenen
 Waldflächen häufig der thematischen Klasse Kiefer in der Entwicklungsphase Dimen-
 sionierung zugewiesen. Der Flächenanteil dieser thematischen Klasse wird in der Folge
 deutlich überschätzt. Deutlich erkennbar wird die Fehlzuzuweisung in die Klasse Kiefer-
 Dimensionierung am Bildbeispiel „Dockweiler“. Entlang des, durch den Neubau einer
 Straße entstandenen Rodungsstreifens werden alle Flächen als Kiefer-Dimensionierung
 klassifiziert. Diese Fläche konnte nicht durch die Maskierung aller Nichtwaldflächen aus
 den zu klassifizierenden Bildbereichen ausgeschlossen werden, da sie erst im Zeitraum
 zwischen 2001 und 2005 entstanden ist. Hier offenbart sich eine Schwäche des Vier-
 jahreszeitraums zwischen den Aufnahmezeitpunkten der verwendeten Satellitenbilder.

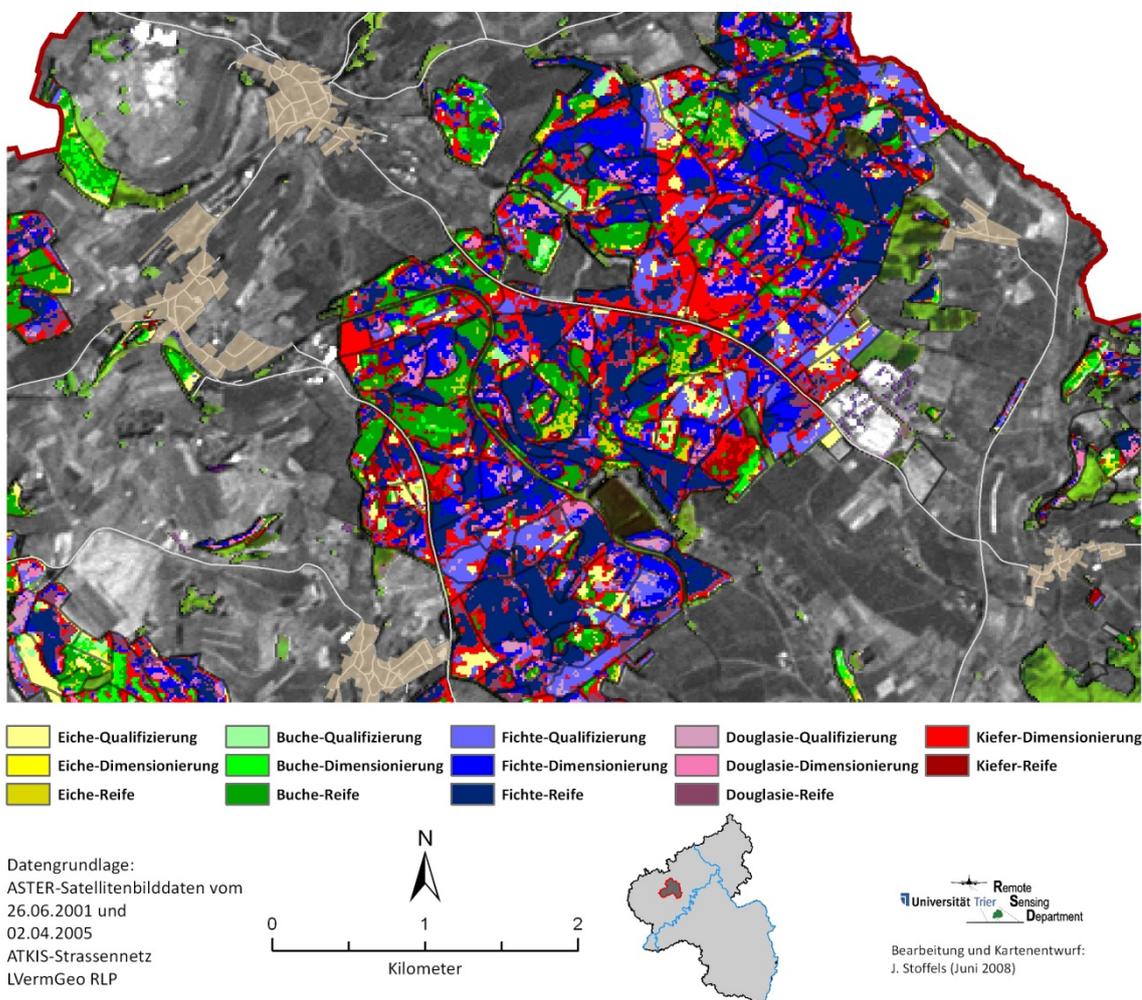


Abbildung 9.5: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel „Dockweiler“. Rodungsstreifen, die zwischen den Satellitenbilddaufnahmen 2001 und 2005 entstanden sind, werden als Kiefernflächen klassifiziert.

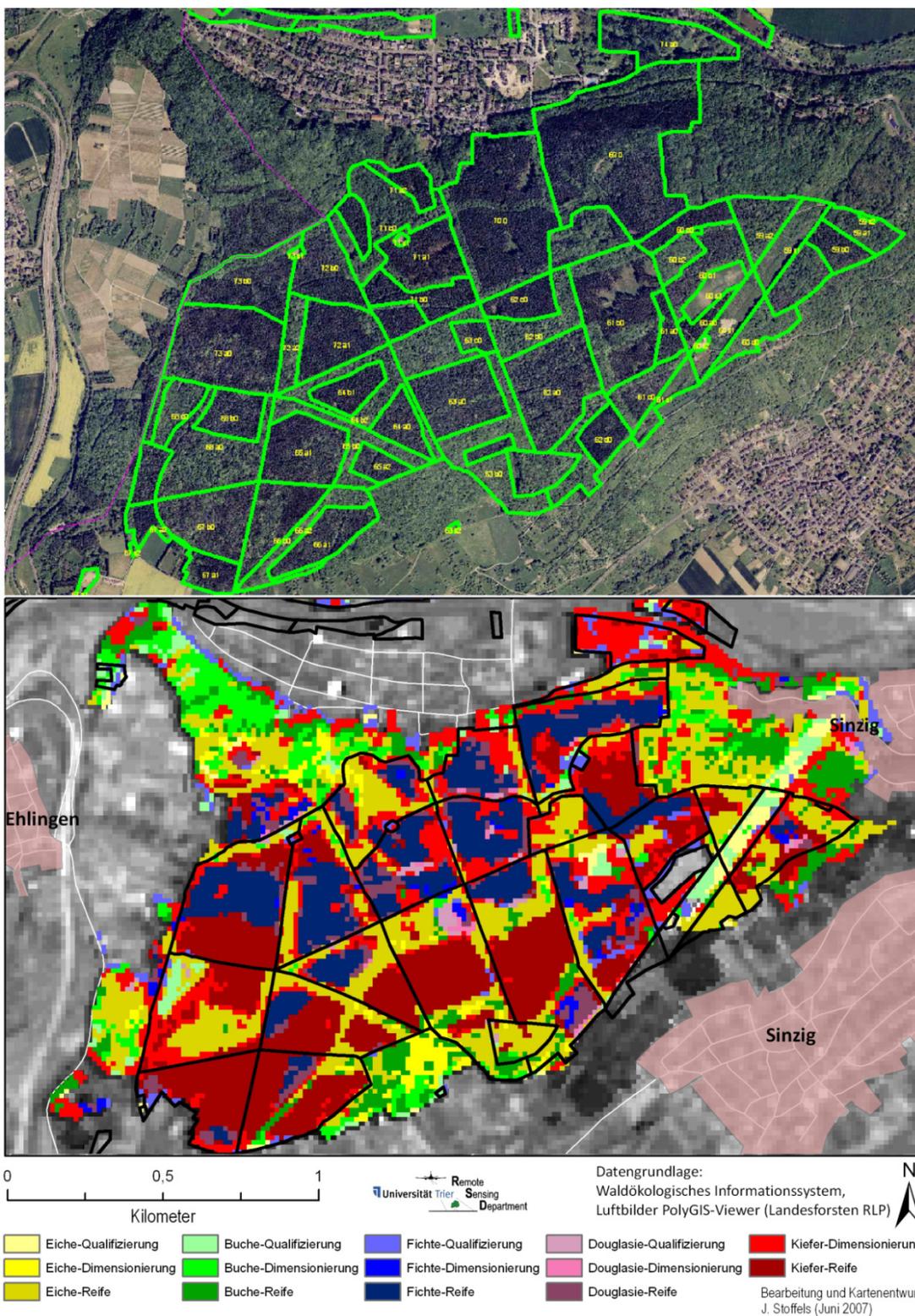


Abbildung 9.6: Klassifikationsergebnis am Bildbeispiel "Sinzig". Der Luftbildausschnitt (oben) wird durch die Wöfis-Waldortgeometrie von 2005 überlagert, das Klassifikationsergebnis (unten) durch die Wöfis-Waldortgeometrie von 2007. Die 2005er Bestandseinteilung wird durch das Klassifikationsergebnis deutlich nachgezeichnet.

Das Erreichen des primären Ziels der satellitengestützten Waldinventur in der Osteifel, die flächenscharfe Trennung der gesamten Waldfläche nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase, wird durch die visuelle Bewertung des Klassifikationsergebnisses bestätigt. Besonders deutlich ist dies noch einmal in Abbildung 9.6 zu erkennen.

Abbildung 9.6 zeigt den direkten Vergleich zwischen Luftbild und dem Ergebnis der satellitengestützten Waldinventur. Beide Bildausschnitte sind durch die Geometriedaten des Waldökologischen Forstinformationssystems überlagert, wobei beim Luftbild der Stand von 2005 Verwendung findet und das Klassifikationsergebnis den Bearbeitungsstand von 2007 zeigt. Die in der jüngeren Version zusammengefassten Waldorte werden durch das Klassifikationsergebnis aber weiterhin räumlich so strukturiert, dass problemlos die alte Einteilung nachgezeichnet werden könnte. Deutlich erkennbar ist dadurch die Fähigkeit des Klassifikationsansatzes, unterschiedliche Bestände flächenscharf voneinander zu trennen und auch innerhalb von Waldorten, horstartig und flächige Mischformen differenziert abzubilden.

9.1.2 Deskriptiv-statistische Validierung

Nachdem die visuelle Bewertung des Klassifikationsergebnisses eine hohe Qualität bei der flächenscharfen Trennung von Hauptbaumarten und Entwicklungsphasen ergeben hat, soll durch die deskriptiv-statistische Genauigkeitsanalyse eine objektive, reproduzierbare und differenzierte Überprüfung anhand der erstellten Validierungsdatenbank durchgeführt werden.

Die auf einer ersten Stufe abgeleiteten Genauigkeitsmaße für die fünf Hauptbaumarten Eiche, Buche, Fichte, Douglasie und Kiefer zeigen für alle Genauigkeitsmaße eine Steigerung gegenüber dem nicht lokal adaptiven Klassifikationsansatz (vgl. Kapitel 8.4). Die Gesamtgenauigkeit steigt nach Anpassung des Klassifikators an die naturräumliche Charakteristik und die phänologischen bzw. wuchsklimatischen Unterschiede von rund 82% (vgl. Tabelle 8.9) auf über 87%. Auch die Werte für Hersteller- und Nutzergenauigkeit steigen um Werte zwischen 3% (bei der Herstellergenauigkeit für die Hauptbaumart Eiche) und über 10% (bei der Nutzergenauigkeit für die Hauptbaumart Douglasie). Insgesamt liegen die Herstellergenauigkeiten zwischen 85% und rund 95%, die Nutzergenauigkeiten zwischen 78% und 95%. Dies dokumentiert eine hohe Qualität bei der Trennung der fünf Hauptbaumarten. Der Kappa-Koeffizient liegt mit 0,83 ebenfalls deutlich über den bisher erreichten Werten von 0,67 bei direkter Nutzung der Wöfisi-Information und 0,77 bei Nutzung der räumlich stratifizierten Referenzdaten.

Das primäre Klassifikationsziel, die flächenscharfe Trennung von 14 thematischen Klassen, die Hauptbaumart und Entwicklungsphasen kombinieren, wurde mit einer Gesamtgenauigkeit von 73,85% erreicht. Im Vergleich zu dem nicht räumlich adaptiven Klassifikationsansatz entspricht dies einer Steigerung von über 12%. Der Kappa-Koeffizient steigt um 0,13 auf 0,71 und bestätigt das gute Klassifikationsergebnis sowie die Eignung des Klassifikators. Die Herstellergenauigkeiten der einzelnen thematischen Klassen erreichen im Mittel 75%, variieren aber zwischen 54% (bei der Klasse Eiche-Dimensionierung) und 95% (bei der Klasse Fichte-Reife). Ein Abgleich mit den bisher erreichten Herstellergenauigkeiten nach konventionellen Klassifikationsansätzen zeigt Verbesserungen bei allen thematischen Klassen. Im Mittel steigt die Herstellergenauigkeit um 13%. Im Einzelnen sind allerdings Steigerungen zwischen 5% (bei Eiche in der Entwicklungsphase Reife) und 48% (bei Kiefer in der Entwicklungsphase Dimensionierung) zu beobachten. Die Verteilung von Kiefernbeständen im Untersuchungsgebiet ist räumlich sehr heterogen. So finden sich großflächige Kiefernwälder im Bereich des Meulenwaldes, östlich von Trier und östlich von Ahrweiler. Durch den räumlich adaptiven Ansatz lassen sich diese Verteilungsmuster berücksichtigen und verbesserte Genauigkeiten erreichen.

Tabelle 9.1: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten und des lokal adaptiven Klassifikationsansatzes für die fünf Hauptbaumarten.

	Summe Referenz	Summe Klassifikation	Anzahl richtig	Hersteller Genauigkeit	Nutzer Genauigkeit
Eiche	353	353	301	85,27%	85,27%
Buche	350	350	300	85,71%	85,71%
Fichte	422	398	368	87,20%	92,46%
Douglasie	187	227	177	94,65%	77,97%
Kiefer	149	133	127	85,23%	95,49%
Summe	1461	1461	1273		

Overall Accuracy = 87,13%

Kappa-Koeffizient = 0,83

Tabelle 9.2: Erreichte Genauigkeiten beim Einsatz der räumlich stratifizierten Wöfis-Inventurdaten und des lokal adaptiven Klassifikationsansatzes für 14 thematische Klassen.

	Ei.-Qua	Ei.-Dim	Ei.-Rei	Bu.-Qua	Bu.-Dim	Bu.-Rei	Fi.-Qua	Fi.-Dim	Fi.-Rei	Do.-Qua	Do.-Dim	Dou.-Rei	Ki.-Dim	Ki.-Rei	Summe
Eiche-Qua	42	25	3	13	12	4	2	0	0	0	0	0	0	0	101
Eiche-Dim	6	82	14	0	5	2	0	1	0	0	0	0	0	0	110
Eiche-Rei	0	26	103	0	3	10	0	0	0	0	0	0	0	0	142
Buche-Qua	2	2	1	57	6	1	0	0	0	0	0	0	0	0	69
Buche-Dim	2	11	4	4	82	12	0	0	0	0	0	0	0	0	115
Buche-Rei	1	5	20	0	15	123	0	0	1	0	0	0	0	1	166
Fichte-Qua	1	0	0	0	0	0	59	0	0	2	1	0	0	5	68
Fichte-Dim	0	1	0	0	0	0	2	122	5	0	4	0	2	7	143
Fichte-Rei	0	0	0	0	0	0	0	34	146	0	3	0	0	4	187
Dou.-Qua	1	0	0	0	0	0	11	1	0	66	13	0	0	2	94
Dou.-Dim	0	0	0	0	0	0	9	19	0	6	88	0	0	0	122
Dou.-Rei	0	0	0	0	0	0	1	4	1	0	4	0	0	1	11
Kiefer-Dim	1	0	0	0	1	0	2	1	1	0	0	0	22	15	43
Kiefer-Rei	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	87	90
Summe	56	152	145	74	124	152	86	182	154	74	113	0	27	122	

	Summe Referenz	Summe Klassifikation	Anzahl richtig	Hersteller Genauigkeit	Nutzer Genauigkeit
Eiche-Qua	56	101	42	75,00%	41,58%
Eiche-Dim	152	110	82	53,95%	74,55%
Eiche-Rei	145	142	103	71,03%	72,54%
Buche-Qua	74	69	57	77,03%	82,61%
Buche-Dim	124	115	82	66,13%	71,30%
Buche-Rei	152	166	123	80,92%	74,10%
Fichte-Qua	86	68	59	68,60%	86,76%
Fichte-Dim	182	143	122	67,03%	85,31%
Fichte-Rei	154	187	146	94,81%	78,07%
Dou.-Qual	74	94	66	89,19%	70,21%
Dou.-Dim	113	122	88	77,88%	72,13%
Dou.-Rei	0	11	0	--	--
Kiefer-Dim	27	43	22	81,48%	51,16%
Kiefer-Rei	122	90	87	71,31%	96,67%
Summe	1461	1461	1079		

Gesamtgenauigkeit = 73,85%

Kappa-Koeffizient = 0,71

Die Nutzergenauigkeiten, die das Verhältnis korrekt klassifizierter Validierungspunkte zu allen Validierungspunkten jeder thematischen Klasse beschreibt, liegen im Mittel bei 74%. Die Zunahmen liegen zwischen 4,5% bei Fichte-Reife und über 22% bei Kiefer-Dimensionierung. Einzige Abweichung vom allgemeinen Trend stellt die Klasse Douglasie-Dimensionierung dar, für die eine Abnahme von über 2% gegenüber dem Ergebnis ohne lokal adaptive Anpassung feststellbar ist.

Die erzielten Hersteller- und Nutzergenauigkeiten bestätigen den Eindruck der visuellen Bewertung des Klassifikationsergebnisses über die hohe Qualität der flächenscharfen Trennung der einzelnen Baumarten in ihren verschiedenen Entwicklungsphasen. Einzig die Nutzergenauigkeiten der Klassen Eiche-Qualifizierung (41,58%) und Kiefer-Dimensionierung (51,16%) weichen von den hohen Werten der anderen Klassen ab.

9.2 Beschreibung der abgeleiteten Produkte

Für das Untersuchungsgebiet „Osteifel“ konnte erfolgreich eine flächendeckende satellitengestützte Klassifikation nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase durchgeführt werden. Dadurch wurde nicht nur die ursprüngliche Zielsetzung, die Inventarisierung der Privatwälder erreicht, sondern darüber hinaus eine aktuelle Kartierung aller Wälder im Untersuchungsgebiet umgesetzt. Das Klassifikationsergebnis lässt sich in Form verschiedener thematischer Karten darstellen und zur Berechnung von Statistiken zur Verteilung der Hauptbaumarten ihren unterschiedlichen Entwicklungsphasen für den Staats- und Kommunalwald sowie erstmals auch für den Privatwald nutzen.

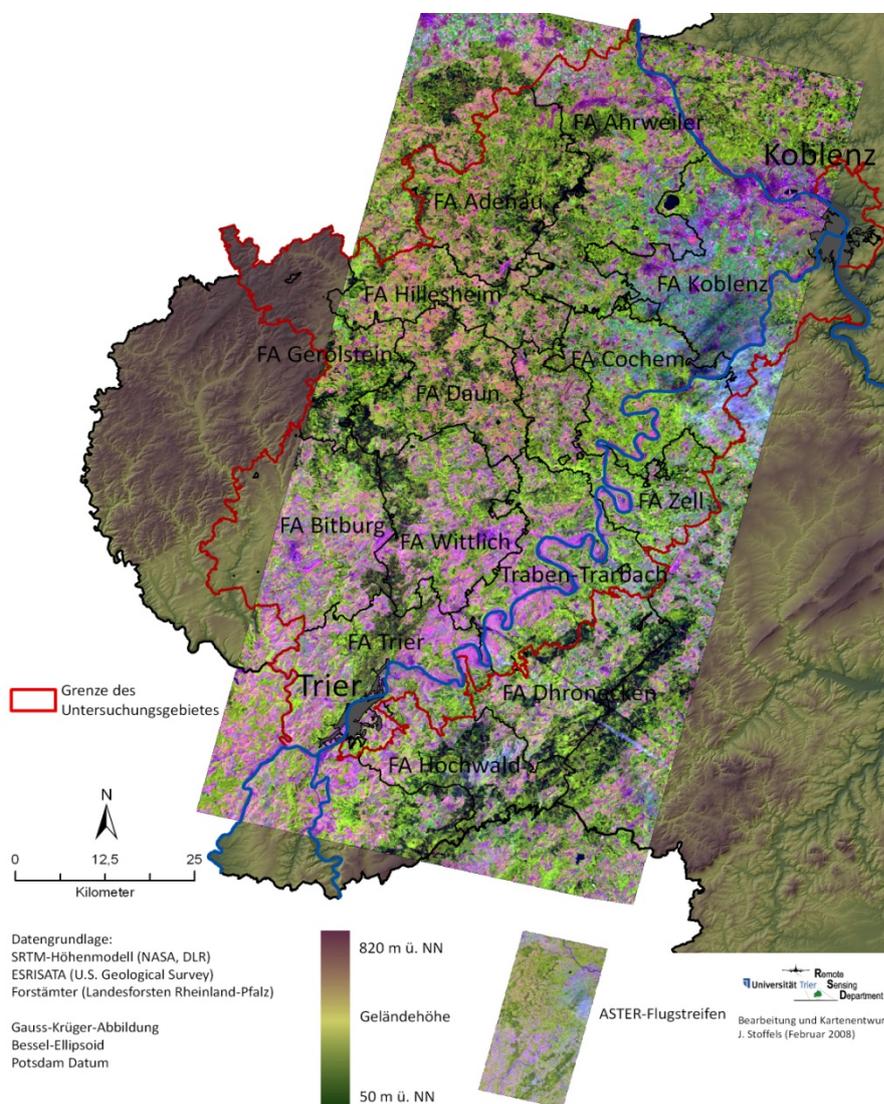


Abbildung 9.7: Lage des zur satellitengestützten Waldinventur verwendeten ASTER-Flugstreifens.

Die abschließende Ableitung von digitalen Karten und die Kombination des Klassifikationsergebnisses mit den bestehenden Geometrie- und Sachdaten des waldökologischen Informationssystems der Landesforsten Rheinland-Pfalz demonstriert Möglichkeiten, die Information aus der satellitengestützten Waldinventur für die operationelle Arbeit der Forsteinrichtung, nutzbar zu machen. Die folgenden Unterkapitel geben einen ersten Überblick über ableitbare Kartenprodukte, Flächenstatistiken und informieren über mögliche Synergie-Effekte für die Arbeit der terrestrischen Forsteinrichtung.

9.2.1 Waldverteilung

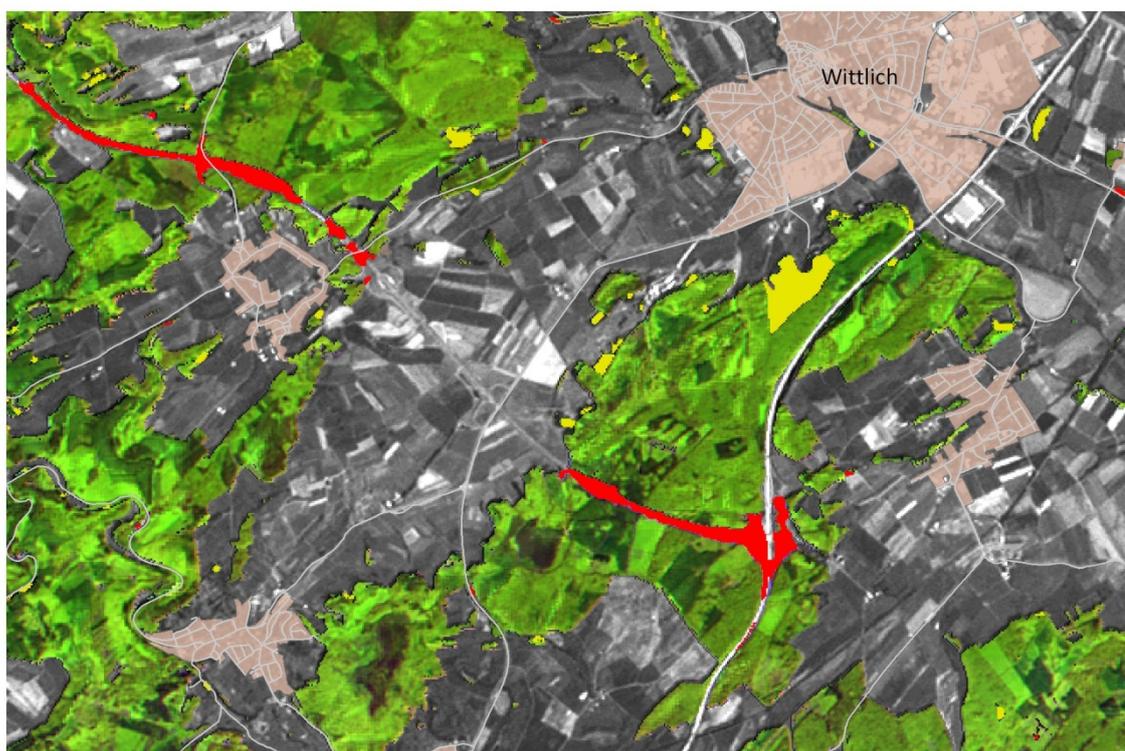
Im Rahmen der Datenvorprozessierung konnte eine aktuelle Karte der tatsächlichen Waldverteilung im Untersuchungsgebiet erstellt werden (vgl. Kapitel 6.5.1). Die nicht ausreichende Qualität und Aktualität der ursprünglich zur Maskierung aller Waldflächen im Untersuchungsgebiet vorgesehenen ATKIS-Daten machte eine Klassifikation von Wald- und Nichtwaldflächen notwendig. Die Karte der momentan-tatsächlichen Waldverteilung konnte zur Ausmaskierung von Nichtwaldflächen aus den Satellitendaten verwendet werden, steht aber darüber hinaus als Produkt für vielfältige Anwendungen und Nutzer zur Verfügung. Für die 4600 km² des durch den ASTER-Flugstreifen abgedeckten Untersuchungsgebiets konnte so eine Differenz von rund 74 km² Waldfläche zwischen ATKIS-Daten und der Karte der momentan-tatsächlichen Waldbedeckung festgestellt werden.

Tabelle 9.3: Vergleich der ATKIS-Waldfläche mit der momentan-tatsächlichen Waldverteilung.

Forstamt	Adenau	Ahrweiler	Cochern	Daun	Hillesheim	Traben-Tr	Trier	Wittlich	Zell
Waldfläche ATKIS in km ²	259,4	230,4	190,8	155,1	117,4	215,4	171,1	186,7	160,0
Momentan tatsächliche Waldfläche in km ²	261,1	239,2	200,5	180,6	133,1	223,0	175,9	186,6	159,9
Unterschied in km ²	1,7	8,8	9,6	25,5	15,6	7,7	4,8	-0,1	-0,1

Die großen Unterschiede zwischen ATKIS-Waldgeometrie und der aus Satellitendaten abgeleiteten momentan-tatsächlichen Waldverteilung resultiert in der nicht gewähr-

leisteten Aktualität der ATKIS-Daten für alle Bereiche des Untersuchungsgebietes. Allerdings kann durch die satellitengestützte Kartierung der Wald- und Nichtwaldflächen der Waldrand nicht so präzise und definiert erfasst werden, wie bei terrestrischen Vermessungen. Tabelle 10.3 zeigt im Vergleich die Waldfläche abgeleitet aus der ATKIS-Waldgrundgeometrie und der neu aus Satellitenbilddaten klassifizierten momentan tatsächlichen Waldverteilung. Der Vergleich berücksichtigt allerdings nur Forstämter, die vollständig durch den ASTER-Flugstreifen abgedeckt werden.



- Orte
- Waldverteilung
- fehlerhaft ausgewiesene Waldflächen in ATKIS
- fehlende Waldflächen in ATKIS

Datengrundlage: ASTER-Satellitenbilddaten vom 26.06.2001 und 02.04.2005
 ATKIS-Strassennetz LVermGeo RLP
 Die dargestellte Waldverteilung und die Aktualisierung der Grundgeometrie der Wälder basiert auf einer multitemporalen Klassifikation von ASTER-Satellitenbilddaten.
 Darstellung der Wälder in naturnahen Farben (Rot/Grün/Blau = ASTER 5/4/3)
 Hintergrund (Grau = ASTER 1)

N

Kilometer

Universität Trier Remote Sensing Department

Bearbeitung und Kartenentwurf:
 J. Stoffels (Juni 2008)

Abbildung 9.8: Detailausschnitt der Karte zur momentan tatsächlichen Waldverteilung. Die maskierten Waldflächen sind in naturnahen Farben dargestellt, die Nichtwaldflächen als Graustufen. Die festgestellten Unterschiede zu den ATKIS-Waldflächendaten sind farblich (gelb und rot) hervorgehoben.

Einen Ausschnitt der Karte der momentan-tatsächlichen Waldverteilung zeigt Abbildung 9.8. Der Anhang 9.1 zeigt die Waldverteilung im gesamten Untersuchungsgebiet, Anhang 9.2 beispielhaft die Waldverteilung das Forstamt Adenau.

9.2.2 Kartierung der Privatwälder

Über eine Verschneidung und Bearbeitung der Datenebenen der momentan tatsächliche Waldverteilung und der Waldortgeometrie des Waldökologischen Forstinformati- onssystems in einem Geographischen Informationssystem lassen sich die Privatwald- flächen im Untersuchungsgebiet kartieren. Einen Ausschnitt aus der Detailkarte „Pri- vatwaldverteilung“ für das Forstamt Adenau zeigt nachfolgende Abbildung 9.9. Im An- hang findet sich, exemplarisch für das Forstamt Adenau (Anhang 9.4) die vollständige Übersichtskarte der Privatwaldverteilung.

Für die vollständig durch den Aster-Flugstreifen abgedeckten Forstämter ergibt sich mit 46264 ha ein Privatwaldanteil von rund 26%, was in etwa dem Landesdurchschnitt von 24% entspricht. Allerdings variieren die Privatwaldanteile deutlich zwischen den einzelnen Forstämtern. So nimmt der Privatwald im Forstamt Ahrweiler über 50% der Gesamtwaldfläche, im Forstamt Zell aber nur 8%.

Tabelle 9.4: Staats- und Privatwaldflächenanteile nach Forstämtern.

Forstamt	Gesamtwaldfläche	Staats- u. Kommunalwald		Privatwald	
		Fläche (ha)	Anteil (%)	Fläche (ha)	Anteil (%)
Adenau	26110 ha	16020 ha	61,4%	10090 ha	38,6%
Ahrweiler	23915 ha	11511 ha	48,1%	12404 ha	51,9%
Cochem	20045 ha	16058 ha	80,1%	3987 ha	19,9%
Daun	18060 ha	15371 ha	85,1%	2689 ha	14,9%
Hillesheim	13305 ha	10949 ha	82,3%	2356 ha	17,7%
Traben	22302 ha	18343 ha	82,2%	3959 ha	17,8%
Trier	17587 ha	12521 ha	71,2%	5066 ha	28,8%
Wittlich	18662 ha	14258 ha	76,4%	4404 ha	23,6%
Zell	15987 ha	15356 ha	96,1%	1309 ha	8,2%
Gesamt	175973 ha	130387 ha	74,1 %	46264 ha	26,3%

Tabelle 10.4 gibt einen Überblick über die Flächenanteile von Wald in privatem und öffentlichem Besitz für die neun vollständig vom ASTER-Flugstreifen abgedeckten Forstämter im Untersuchungsgebiet.

Die Privatwaldflächen liegen in Form von Raster- und Vektordatensätzen vor und können für weitere Anwendungen genutzt werden.

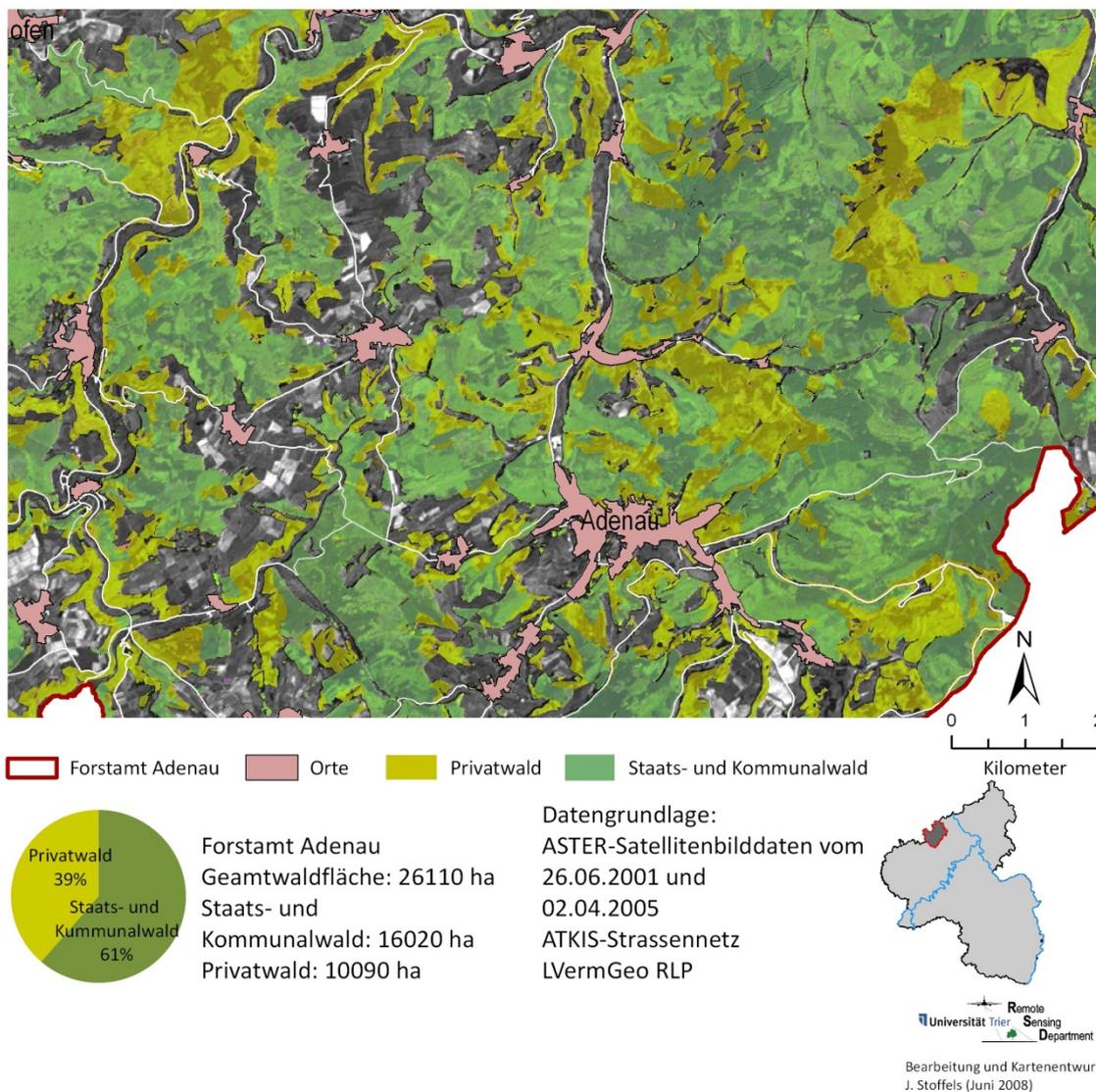


Abbildung 9.9: Detailausschnitt der Karte zur Privatwaldverteilung im Forstamt Adenau.

9.2.3 Inventarisierung der Privatwälder

Das ursprüngliche Ziel der gemeinsamen Studie des Fachs Fernerkundung der Universität Trier und den Landesforsten Rheinland-Pfalz, die Inventur von Privatwäldern in der Osteifel, wurde umgesetzt durch die Parametrisierung eines neu entwickelten Klassifi-

kationsansatzes durch Inventurdaten der Staats- und Kommunalwälder im Untersuchungsgebiet. Als Ergebnis können für die Privatwälder thematische Karten über Baumart und Entwicklungsphase abgeleitet und forstamtsweise differenzierte Flächenstatistiken berechnet werden. Einen Ausschnitt der Karte zur Inventur der Privatwälder im Forstamt Adenau zeigt Abbildung 9.10. Die vollständigen Karten für das Forstamt Adenau findet sich im Anhang.

Die Auswertung der Inventurdaten zeigt, dass die Privatwälder im Bereich des Forstamts Adenau zu jeweils knapp 20% aus Eichen und Fichten und Douglasien, zu 26% aus Buchen und zu 15% aus Kiefern zusammengesetzt sind.

Tabelle 9.5: Flächenstatistik zur Privatwaldinventur im gesamten Untersuchungsgebiet.

Baumart	Gesamtfläche		Entwicklungsphase	Fläche	
	ha	%		ha	%
Eiche	11471 ha	26%	Qualifizierung	3791 ha	9%
			Dimensionierung	3220 ha	7%
			Reife	4461 ha	10%
Buche	14387 ha	33%	Qualifizierung	2298 ha	5%
			Dimensionierung	4886 ha	11%
			Reife	7203 ha	16%
Fichte	8424 ha	19%	Qualifizierung	3235 ha	7%
			Dimensionierung	2986 ha	7%
			Reife	2202 ha	5%
Douglasie	7735 ha	18%	Qualifizierung	3010 ha	7%
			Dimensionierung	2255 ha	5%
			Reife	2470 ha	6%
Kiefer	1993 ha	5%	Qualifizierung	--	--
			Dimensionierung	(4372 ha)	--
			Reife	1993 ha	5%

Im gesamten Untersuchungsgebiet baut sich der Privatwald zu 26% aus Eiche, 33% Buche, 19% Fichte, 18% Douglasie und 5% Kiefer auf. Die durch Kiefer in der Entwicklungsphase Dimensionierung bestandenen Flächen wurden zur Berechnung der Gesamtstatistik für den Privatwald nicht berücksichtigt um Verfälschungen durch beschattete Waldränder und Waldwege (vgl. Kapitel 8.4) zu vermeiden. Eine Berücksichtigung dieser Klasse erhöht den Kiefernanteil auf 13%, die Flächenanteile der übrigen Baum-

arten gehen dabei um 2 bis 3% zurück. Die detaillierte Flächenstatistik zum Privatwald im gesamten Untersuchungsgebiet fasst Tabelle 9.5 zusammen.

Forstamt Adenau Privatwaldinventur

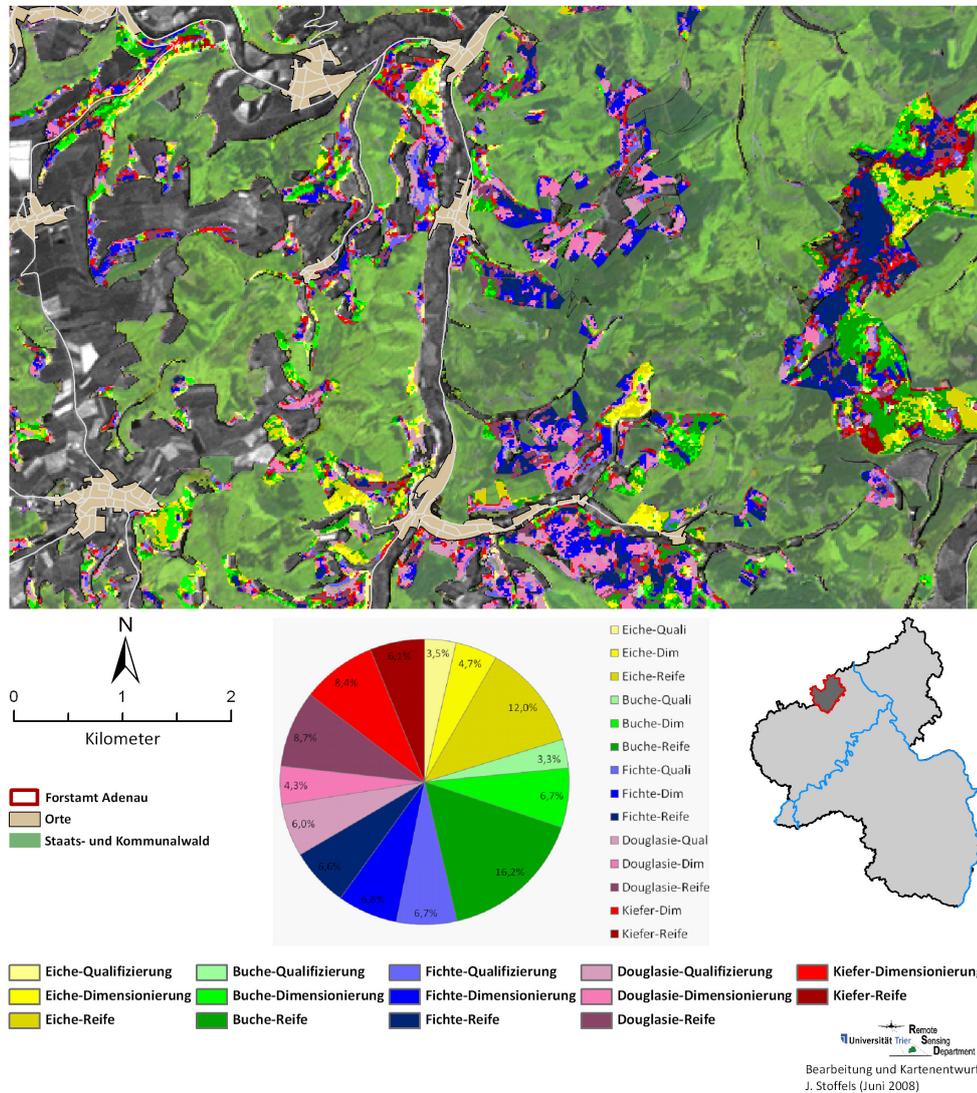


Abbildung 9.10: Detailausschnitt der Karte zur Privatwaldinventur im Forstamt Adenau. Ergänzt durch ein Diagramm zur prozentualen Flächenverteilung der Baumarten Eiche, Buche, Fichte, Douglasie und Kiefer in den Entwicklungsphasen Qualifizierung, Dimensionierung und Reife im Privatwald.

9.2.4 Aktualisierung der Bestandsinformationen für Staats- und Kommunalwälder

Zusätzlich zum ursprünglich definierten Projektziel, der flächendeckenden Inventur der Privatwälder, konnten über die entwickelte Klassifikationsstrategie weitere Informa-

tionsprodukte gewonnen werden, die zur Unterstützung der terrestrischen Forstinventur von Bedeutung sind. Durch die Ausweitung der Klassifikation auf alle Waldflächen im Untersuchungsgebiet kann auch eine aktuelle Karte über Hauptbaumarten und Entwicklungsphasen in Staats- und Kommunalwäldern abgeleitet werden. Einen Ausschnitt aus der aktuellen Karte des Klassifikationsergebnisse für Staats- und Kommunalwälder im Forstamt Daun zeigt Abbildung 9.11. Eine vollständige Karte des Forstamtes Adenau ist im Anhang beigelegt.

Tabelle 9.6: Flächenstatistik zur Inventur von Staats- und Kommunalwäldern im gesamten Untersuchungsgebiet.

Baumart	Gesamtfläche		Entwicklungsphase	Fläche	
	ha	%		ha	%
Eiche	25403 ha	23%	Qualifizierung	6375 ha	6%
			Dimensionierung	11196 ha	10%
			Reife	7832 ha	7%
Buche	26175 ha	23%	Qualifizierung	5327 ha	5%
			Dimensionierung	9258 ha	8%
			Reife	11589 ha	10%
Fichte	28443 ha	25%	Qualifizierung	10379 ha	9%
			Dimensionierung	10576 ha	9%
			Reife	7488 ha	7%
Douglasie	26320 ha	23%	Qualifizierung	8106 ha	7%
			Dimensionierung	6864 ha	6%
			Reife	11350 ha	10%
Kiefer	6057 ha	5%	Qualifizierung		--
			Dimensionierung	(20344 ha)	--
			Reife	6057	5%

Das Klassifikationsergebnis für die Staats- und Kommunalwälder kann auch zur bestandsinternen Stratifizierung der einzelnen Waldorte nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase genutzt werden. Abbildung 9.12 zeigt einen Ausschnitt des Klassifikationsergebnisses für das Forstamt Ahrweiler. Innerhalb der Wöfis-Waldorte ist eine flächenscharfe Abgrenzung zwischen Eichen und verschiedenen Nadelbaumarten deutlich erkennbar. Auch horstartige und kleinflächige Mischungen anderer Baumarten innerhalb eines Waldortes lassen sich aus den thematischen Karten einfach identifizieren. Solche Informationen der thematischen Karten der

Klassifikationsergebnisse können zur Unterstützung der terrestrischen Forstinventur eingesetzt werden und bei der räumlichen Stratifizierung von Beständen sowie dem Ermitteln von Flächenanteilen einzelner Baumarten innerhalb eines Waldortes Verwendung finden.

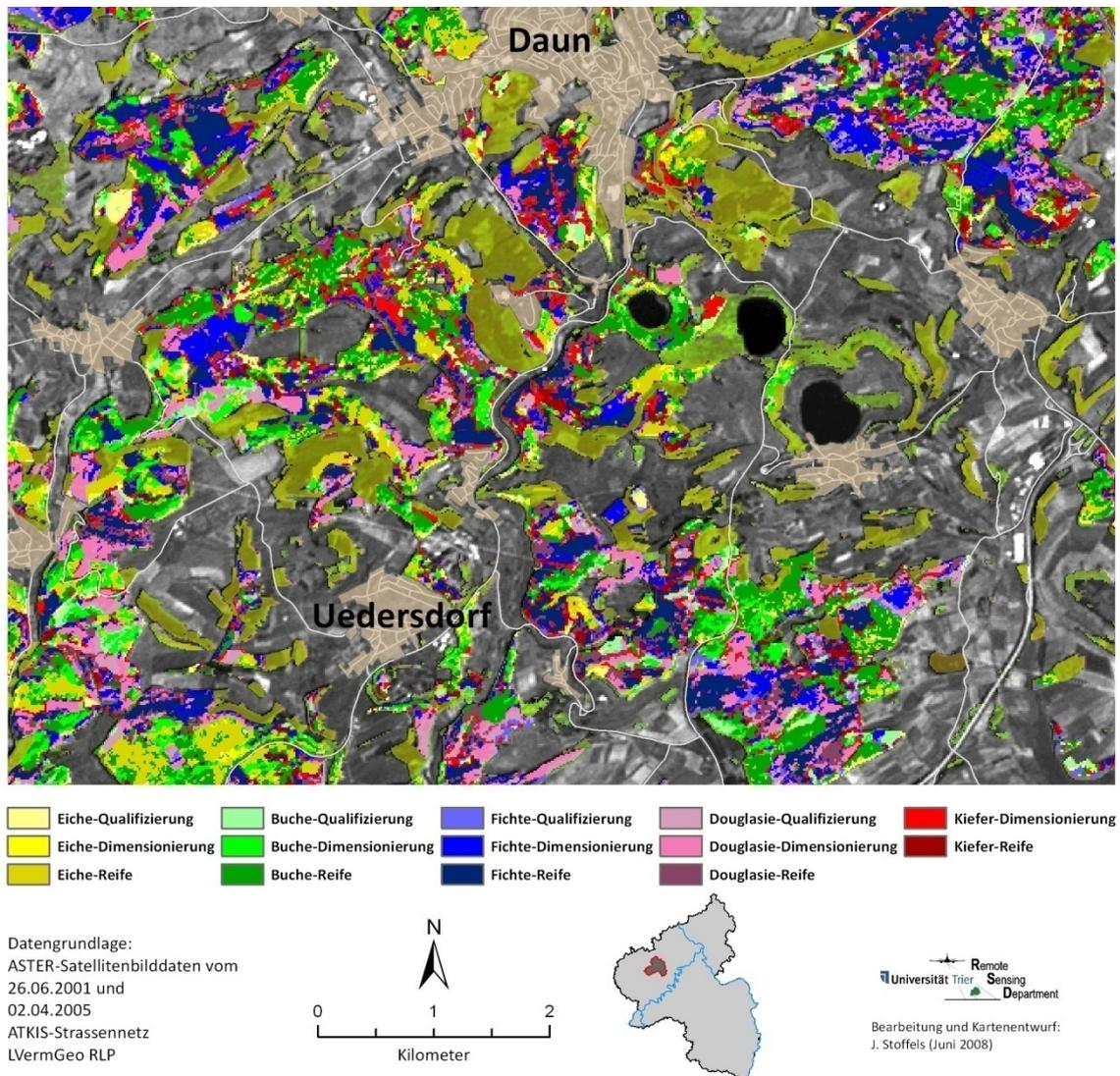


Abbildung 9.11: Detailausschnitt der Karte zum Klassifikationsergebnis für Staats- und Kommunalwälder. Die Waldflächen im privaten Besitz sind olivgrün gekennzeichnet.

Die Staats- und Kommunalwälder im Untersuchungsgebiet setzen sich zu annähernd gleichen Teilen (23%) aus Eiche, Buchen und Douglasien sowie zu 25% aus Fichten zusammen, ergänzt durch einen geringeren Anteil (rund 8%) an Kiefern. Damit ergeben sich die größten Unterschiede zwischen öffentlichem und privatem Wald in den verschiedenen Anteilen an Buche, die im Privatwald prozentual mehr Fläche einnehmen, sowie Fichte und Douglasie, die im öffentlichen Wald stärker angebaut werden.

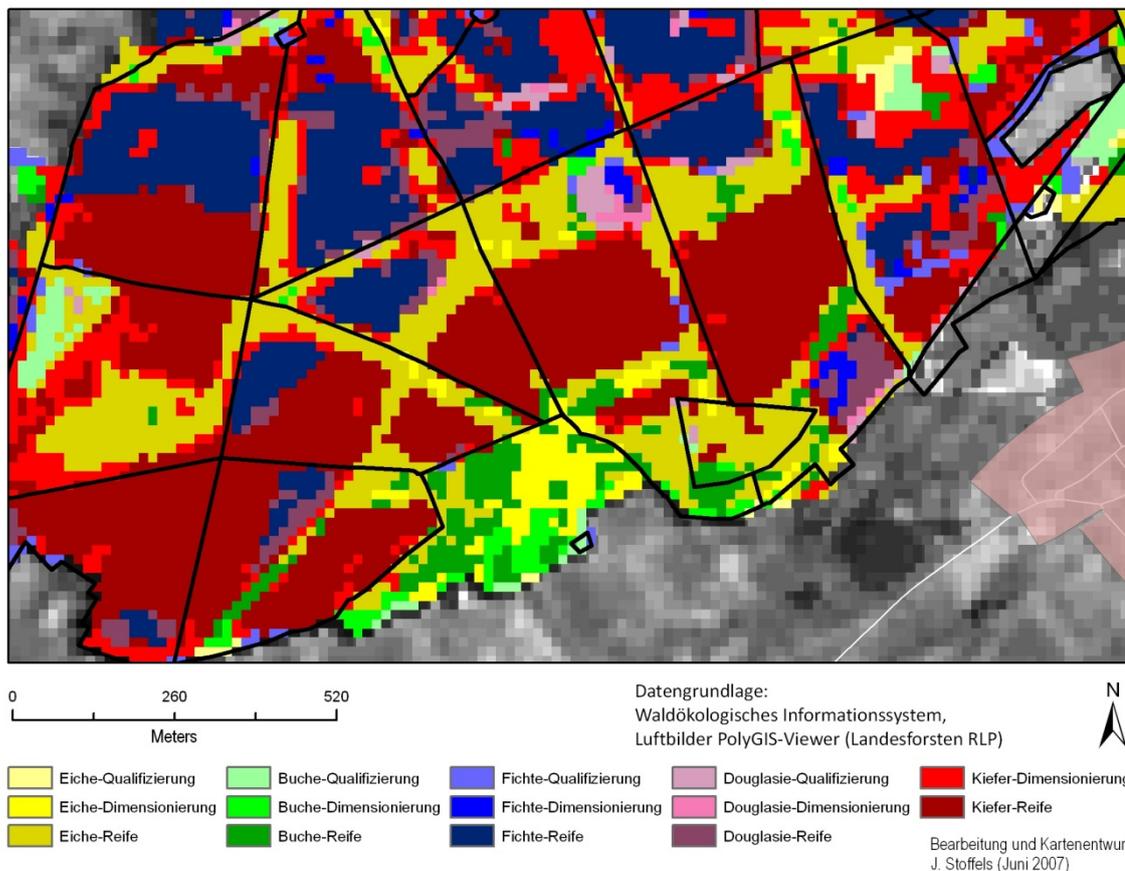


Abbildung 9.12: Bestandsinterne Stratifizierung nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase. Das Klassifikationsergebnis ist durch die Wöfis-Waldortgeometrie (schwarz) überlagert.

Abbildung 9:13 zeigt einen Ausschnitt aus einer finalen Prognosekarte, deren Informationsgehalt durch die Kombination mit hochauflösenden Luftbildern sowie der Überlagerung durch Topographische Karten und die Wöfis-Waldortgeometrie deutlich erhöht wurde. Um eine bessere Interpretierbarkeit zu erreichen wurden Einzelpixel des Klassifikationsergebnisses mit den sie umgebenden Flächen zusammengefasst. Die Transparenz der Klassifikationsebene ermöglicht es die Kronenstrukturen aus dem hochauflösenden Luftbild zu erkennen und bei der Auswertung zu berücksichtigen.

Als ein weiteres Ergebnisprodukt liegen Karten über Verdachtsflächen zur terrestrischen Überprüfung vor. Bei diesem Produkt handelt es sich um einen direkten Vergleich zwischen den Wöfis-Daten und dem Klassifikationsergebnis. Über den Einsatz von variablen Schwellenwerten können die Waldorte identifiziert werden, bei denen die klassifizierte Hauptbaumart nicht mit der in Wöfis ausgewiesenen ökologischen Hauptbaumart übereinstimmt bzw. deren Flächenanteil einen bestimmten

Schwellenwert unterschreitet. Die Gründe für diese Diskrepanz können Fehler in der Klassifikation sowie Fehler in der Datenbank sein oder die Ursache kann in der Aktualität der Wöfis-Daten liegen. Im Bildbeispiel (Abbildung 9.14) ist die Identifikation

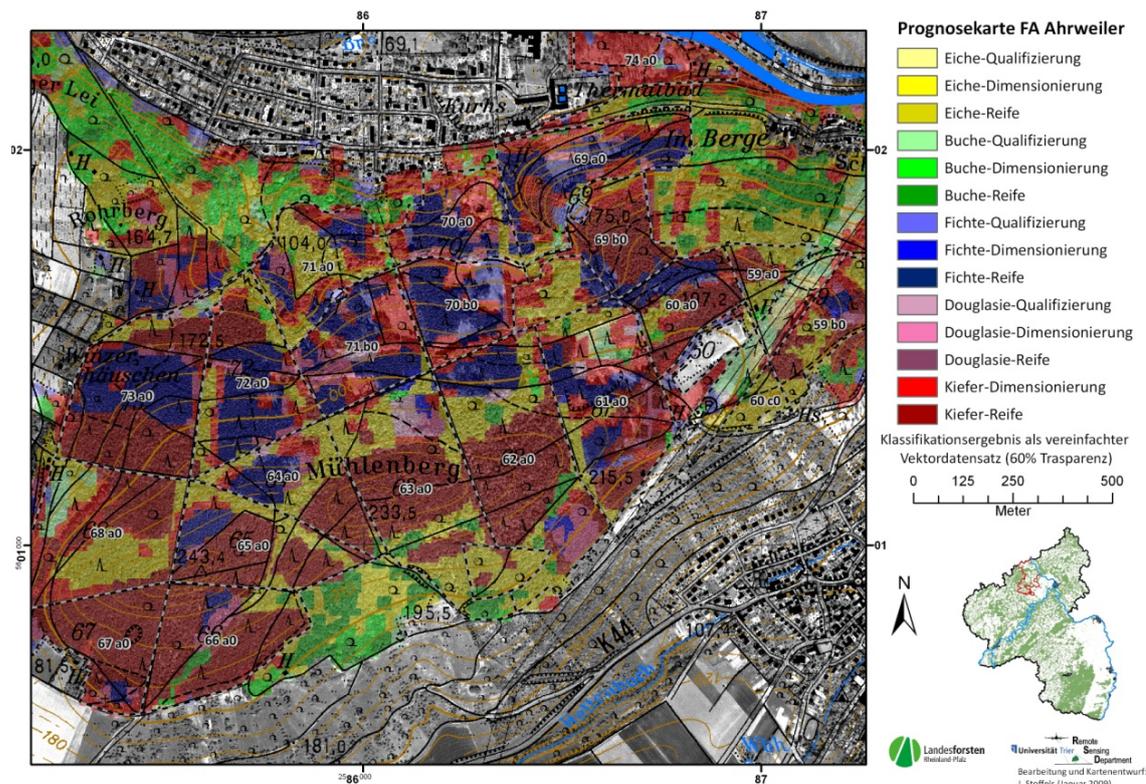


Abbildung 9.13: Finale Prognosekarte. Durch Kombination mit hochauflösenden Luftbildern sowie Überlagerung mit Topographischen Karten und der Wöfis-Waldortgeometrie wird die Interpretierbarkeit und der Nutzwert der Karte erhöht.

von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur über einen Abgleich zwischen Wöfis-Attributdaten und der im Klassifikationsergebnis des entsprechenden Waldortes vorherrschenden Baumart umgesetzt. Die so identifizierten Verdachtsflächen können bei terrestrischen Inventuren gezielt begangen und neu bewertet werden, während sich die Sachdaten von unverändert gebliebenen Beständen fortschreiben lassen. Über dieses Hilfsmittel kann die Arbeit der Forsteinrichter effizient unterstützt und eine zielgerichtete Inventur ermöglicht werden. Einen Ausschnitt aus einer thematischen Karte zur Identifikation von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur zeigt Abbildung 9.14. Vollständige Karten des Forstamtes Adenau finden sich im Anhang.

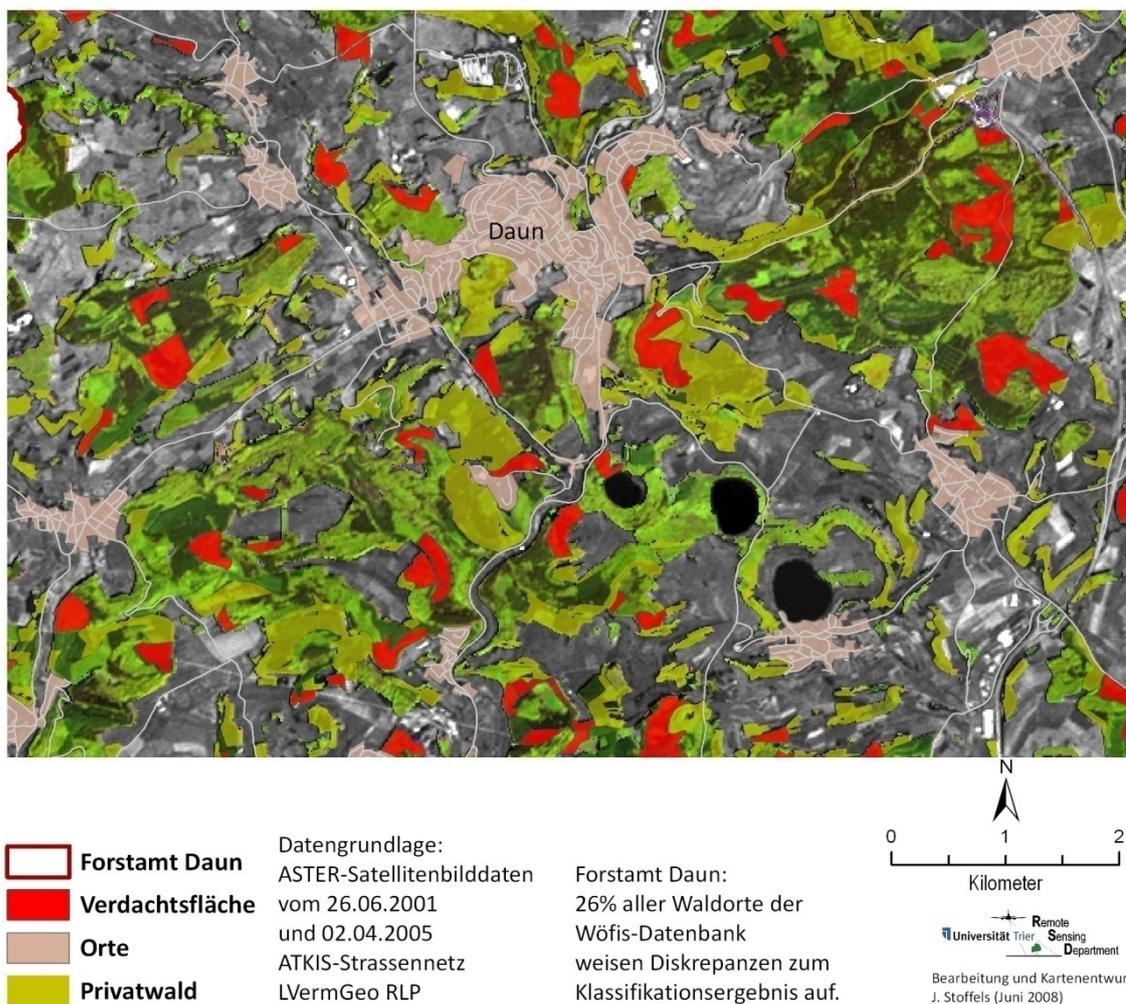


Abbildung 9.14: Detailausschnitt der Karte zur Identifikation von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur im Staats- und Kommunalwald. Die Waldflächen im privaten Besitz sind olivgrün gekennzeichnet.

Abbildung 9.15 zeigt als Verlaufsdiagramm die zur Identifikation von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur nötigen Arbeitsschritte.

Das Klassifikationsergebnis und die daraus ableitbaren Produkte lassen sich auch für weitere Anwendungsbereiche nutzen. So konnte bereits über die Kartierung von Eichenbeständen ein Beitrag zur testweisen flächendeckenden Identifikation von potentiellen Mittelspechthabitaten geleistet werden. Die flächendeckend zur Verfügung stehenden Ergebniskarten der Baumartenverteilung in den drei Entwicklungsphasen ermöglichen die Ableitung einer Reihe von Informationen, die für die regionale Waldbauplanung und für Planungsaspekte vor dem Hintergrund des Klimawandels von Bedeutung sind. Über eine Verknüpfung der Ergebniskarten mit den Derivaten eines digi-

talen Höhenmodells beispielsweise lassen sich durch eine topographische Analyse die Baumartenverteilung nach Geländehöhe, Exposition und Hangneigung ermitteln.

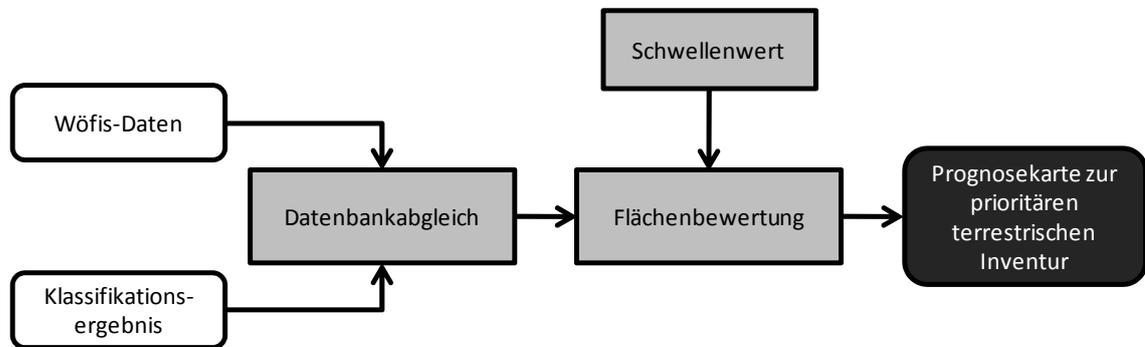


Abbildung 9.15: Verlaufdiagramm zur Identifikation von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur im Staats- und Kommunalwald. Über einen Datenbankabgleich werden die Wöfis-Sachattribute mit den Ergebnissen der satellitengestützten Waldinventur verglichen. Gesteuert über einen Schwellenwert findet eine Identifikation der Flächen statt, für die Flächenanteile der vorherrschenden Baumarten zwischen Wöfis-Daten und Klassifikationsergebnis nicht übereinstimmen.

9.3 Diskussion der Klassifikationsergebnisse und Validierungsstrategie

Die durch die visuelle Überprüfung festgestellten Einschränkungen sowie die deskriptiv-statistische Bewertung der erreichten Genauigkeiten sollen nachfolgende diskutiert und erklärt werden.

Die hohen Werte bei allen verwendeten Genauigkeitsmaßen belegen die Eignung des lokal adaptiven Klassifikationsansatzes zur satellitengestützten Waldinventur in der Osteifel. Die flächenscharfe Trennung von fünf Hauptbaumarten in drei Entwicklungsphasen ist gelungen und konnte flächendeckend für ein Untersuchungsgebiet von über 4600 km² durchgeführt werden. Dabei wurde die übergeordnete Strategie, die bestehenden Sach- und Geometrieinformationen der Landesforsten-Rheinland Pfalz zu nutzen, konsequent umgesetzt. Die entwickelte Klassifikationsstrategie kommt ohne weitere terrestrische Erhebungen aus und kann als dynamisches Werkzeug in die operative Arbeit der Landesforsten integriert werden. Allerdings wird sowohl durch den Klassifikationsansatz, als auch durch die eingesetzte Validierungsmethoden nur die ökologische Hauptbaumart, d.h. die Kronen dominierende Schicht betrachtet. Eine Klassifikation oder Berücksichtigung des in naturnahen Wäldern auftretenden Stockwerkbaus, dem horizontalen Nebeneinander verschiedener Baumarten und Entwicklungsphasen, unterbleibt. Die flächendeckende Beschreibung der horizontalen Struktur und der verschiedenen Baumschichten ist durch optische Fernerkundungssysteme nicht durchführbar. Die satellitengestützte Waldinventur kann daher die operativen terrestrischen Inventurverfahren nicht ersetzen. Durch die Bereitstellung von aktuellen Prognosekarten, der bestandsinternen räumlichen Stratifizierung von Baumarten, der Ableitung von thematischen Karten und Statistiken ermöglicht der satellitengestützten Waldinventur ein zielgerichtetes, ökonomisches Arbeiten und beweist damit die Eignung als dynamisches Werkzeug der terrestrischen Forsteinrichtung.

Im Rahmen der Entwicklung einer geeigneten Klassifikationsstrategie konnte die erreichte Gesamtgenauigkeit von 44% bei der direkten Nutzung der Wöfisi-Inventurdaten, über 64,4% nach der räumlichen Stratifizierung der verfügbaren Datenebenen, auf über 74% durch eine räumlich adaptive Anpassung des Klassifikators gesteigert werden.

Die auf Grundlage einer objektiven und reproduzierbaren Validierungsstrategie erhobenen Genauigkeitsmaße erfordern eine abschließende Interpretation und Diskussion, um identifizierte Schwächen zur Weiterentwicklung des Klassifikationsansatzes zu nutzen und bestätigte Stärken weiter zu optimieren.

Während die bereits analysierten Gesamtgenauigkeiten der im Rahmen der Entwicklungsarbeiten durchgeführten Klassifikationsansätze die Fortschritte und Verbesserung der Gesamtstrategie belegen, zeigen Hersteller- und Nutzergenauigkeiten die Schwächen bei der Trennung einzelner thematischer Klassen auf. Die problematischen Klassenwerte werden nachfolgend näher untersucht.

Bei der Bewertung der errechneten Genauigkeitsmaße muss berücksichtigt werden, dass diese nur die Übereinstimmung zwischen Klassifikationsergebnis und der Validierungsstichprobe beschreiben. Die Validierungsstichproben können aber ebenfalls durch nicht korrekte Zuordnungen von Hauptbaumart und Entwicklungsphase verfälscht sein und so Einfluss auf die Genauigkeitsmaße nehmen. Daher ist es entscheidend, dass zum einen die verwendeten Validierungsstichproben ausreichend groß sind und zum anderen die berechneten Genauigkeitsmaße reflektiert betrachtet und in Kombination mit einer visuellen Bewertung interpretiert werden.

Durch die deskriptiv-statistische Bewertung des Klassifikationsergebnisses konnten nur 13 thematische Klassen berücksichtigt werden. Die thematische Klasse „Douglasie-Reife“ ist nicht durch eine repräsentative Validierungsstichprobe beschrieben und wurde daher nicht bei der Berechnung der Genauigkeitsmaße berücksichtigt. Visuell lassen sich allerdings gute bis sehr gute Übereinstimmungen zwischen Douglasie-Reife Flächen im Klassifikationsergebnis und zur Validierung verwendeten Luftbildern sowie den Sachinformationen des Waldökologischen Forstinformationssystems erkennen. Es ist daher anzunehmen, dass die tatsächlich erreichte Gesamtgenauigkeit durch die Genauigkeitsmaße leicht unterschätzt wird.

Abgesehen von der Klasse „Eiche-Qualifizierung“ findet eine Trennung der Baumarten Buche und Eiche in den verschiedenen Entwicklungsphasen mit Hersteller- und Nutzergenauigkeiten zwischen 54% und 83% statt. Eine deutliche Verbesserung der Trennbarkeit zwischen diesen Baumarten ist zu erwarten, wenn die Aufnahme von Satellitenbildern noch besser an die phänologische Entwicklung im Untersuchungsgebiet angepasst wird. Zwischen voller Blattentfaltung der Buche und der der Eiche liegen zwei bis drei Wochen, die einen optimalen Zeitraum für eine erste Satellitenbildaufnahme im Laufe der phänologischen Entwicklung während eines Jahres darstellt.

Die Unterscheidung der einzelnen Nadelbaumarten konnte mit Hersteller- und Nutzergenauigkeiten zwischen 67% und 97% durchgeführt werden. Einzige Ausnahme dabei ist die Klasse Kiefer-Dimensionierung, diese erreicht zwar beim Verhältnis fälschlicherweise dieser Klasse zugeordneter Stichprobenpunkte, zu allen Validierungspunkten dieser Klasse (Herstellergenauigkeit) einen Wert von über 81%, liegt aber mit einer Herstellergenauigkeit von rund 51% deutlich unter der durchschnittlichen Herstellergenauigkeit von 73,6%. Das Verhältnis der korrekt klassifizierten Stichprobenpunkte,

zu allen Validierungspunkten dieser Klasse (Nutzergenauigkeit) beträgt aber nur 51%. Diese auf den ersten Blick widersprüchlichen Genauigkeitswerte ergeben sich aufgrund der unzureichenden und nicht repräsentativen Anzahl an Validierungspunkten in dieser Klasse. Als Konsequenz sollte bei der Aufbereitung von Validierungsdaten die minimale Anzahl pro thematischer Klasse deutlich über den hier verwendeten 80 Stichprobenpunkten liegen, um trotz Ausschlüssen von Punkten, während der visuellen Attributierung repräsentative Stichprobenmengen zu erhalten.

Die niedrigen Nutzergenauigkeiten von 41,58% bei der Klasse Eichen-Qualifizierung kontrastieren deutlich zu dem Mittelwert dieses Genauigkeitsmaßes von knapp 74%. Probleme bei der exakten Ausweisung von Eichen in der Entwicklungsphase Qualifizierung wurden bereits durch die visuelle Bewertung des Klassifikationsergebnisses und durch das Bildbeispiel „Ahrtal“ dokumentiert (vgl. Abbildung 9.4 und Kapitel 9.1.1). Die Einflüsse der Niederwaldwirtschaft auf Waldbild und Bestandsstruktur führt zu einer Ähnlichkeit des Bestandsreflexionssignal von Eiche-Reife in Niederwäldern zu Eichen in den Entwicklungsphasen Qualifizierung und Dimensionierung in konventionell bewirtschafteten Beständen. Als Konsequenz muss ein gesondertes Vorgehen im Bereich der Eichenniederwälder oder eine Anpassung der Referenzdaten an die unterschiedlichen Waldbilder von Eichenbeständen, differenziert nach Bewirtschaftungsart, erfolgen.

Als die Interpretation der Ergebniskarten störend und die Berechnung von Flächenbilanzen verfälschend haben sich die Artefakte in den schmalen Bereichen entlang von der Sonne abgewandten Waldrändern, Schneisen und Waldwegen sowie bei abruptem Wechsel der Baumhöhen an Bestandsgrenzen erwiesen. Die aufgrund von Beschattung auftretenden Fehlklassifikationen führen durchweg zu einer Klassifikation der betroffenen Bildelemente in die thematische Klasse „Kiefer-Dimensionierung“. Diese Effekte lassen sich auch durch die optimierte Vorprozessierung und die radiometrische Korrektur nicht vollständig vermeiden. Allerdings ist bei der Verwendung von multiphänologischen Satellitenbilddaten mit zeitlich dicht aufeinander folgenden Aufnahmezeitpunkten eine verbesserte Trennung von Wald- und Nichtwaldflächen zu erwarten, die zu einer Minimierung der Fehlklassifikationen im Bereich von Waldrändern, Schneisen und Wegen führt. Ebenso ist zu erwarten, dass die Berücksichtigung weiterer charakteristischer Referenzflächen für die thematische Klasse „Kiefer-Dimensionierung“ zu einer eindeutigeren spektralen Trennbarkeit dieser Klasse führt und damit das Auftreten von Artefakten reduziert. Auch können im Rahmen einer Nachbearbeitung der Ergebniskarten diese Fehlklassifikationen z.B. durch den Einsatz einer Pufferzone um Waldwege und Waldränder entfernt oder einer anderen thematischen Klasse zugewiesen werden.

Wie bereits im Rahmen der Aufbereitung der Referenzdaten vermutet (vgl. Kapitel 8.4), erweist sich die zu geringe Anzahl an Referenzpunkten von 142 für die Klasse Eiche-Qualifizierung und 374 bei Kiefer-Dimensionierung als entscheidender Nachteil bei der Parametrisierung des Klassifikators. Eine weit höhere Mindestanzahl an Referenzpunkten scheint zur gleichzeitigen Klassifikation eines großflächigen Untersuchungsgebietes dringend erforderlich. Finden sich nicht genügend geeignete, charakteristische Referenzflächen einer Baumart in der entsprechenden Entwicklungsphase innerhalb des Untersuchungsgebietes, muss die Zusammenfassung einzelner Entwicklungsphasen abgewogen werden.

Da die verwendeten Referenz- und Validierungsdaten innerhalb eines Zeitraumes von 16 Jahren erhoben wurden, sollte die Abhängigkeit der Genauigkeitsmaße vom Alter der Validierungsdaten untersucht werden. Dazu wurden die Stichprobenpunkte mit dem Stichtag der Erhebung der jeweiligen Validierungsdaten verknüpft und in vier Altersklassen aufgeteilt. Für diese vier Altersklassen wurde jeweils die Gesamtgenauigkeit für die fünf Hauptbaumarten und für die 13 thematischen Klassen über das einfache Verhältnis von richtig klassifizierten Punkten zur Gesamtzahl an Punkten der Altersklasse bestimmt.

Tabelle 9.7: Stichprobenpunkte der stratifiziert-zufälligen Verteilung nach Zeitpunkt der Erhebung. Für die nach Zeiträumen zusammengefassten Stichprobenpunkte gibt die Tabelle die jeweils berechnete Gesamtgenauigkeit (für die drei Hauptbaumarten und alle Klassen) an.

Gesamtgenauigkeiten	Zeitraum			
	1990 - 1993	1994 - 1997	1998 – 2001	2002 - 2004
Hauptbaumarten	85%	86%	87%	86%
Alle Klassen	70%	72%	73%	73%
Anzahl Stichprobenpunkte	184	292	732	243

Bei der Untersuchung der Abhängigkeit der Genauigkeitswerte vom Alter der Validierungsdaten muss beachtet werden, dass die in der vorliegenden Studie eingesetzten Satellitenbilddaten in einem Zeitraum von vier Jahren (2001 bis 2005) aufgenommen wurden.

Die in Tabelle 10.3 aufgelisteten Genauigkeiten geben aber einen Hinweis darauf, dass mit abnehmender Aktualität sich die Eignung der Sach- und Geometriedaten des

Waldökologischen Forstinformationssystems zur Verwendung als Referenz- oder Validierungsgrundlage reduziert.

Neben der Aktualität der Sach- und Geometriedaten des Waldökologischen Forstinformationssystems führt die Methoden zu deren Erhebung und die Organisation der Daten zu Schwierigkeiten bei der Verwendung als Referenz- oder Validierungsdaten. Die integrierende Beschreibung von gesamten Beständen als Einheit aus unterschiedlichen Baumarten in verschiedenen Entwicklungsphasen erschwert die kategorische Zuordnung zu einer thematischen Klasse. Die in Kapitel 8.4 beschriebene räumliche Stratifizierung ermöglicht zwar die Nutzung der Wöfis-Informationen als Referenzdaten, Fehler bei der Zuweisung von thematischen Klassen sind aber nicht ausgeschlossen. Bei der Ableitung von Validierungspunkten tritt diese Problematik noch verstärkt auf, da die Attributierung der stratifiziert zufällig verteilten Punkte durch visuellen Abgleich mit Luftbildern vorgenommen wird; eine unterstützende automatische räumliche Stratifizierung findet nicht statt. Um diese Problematik zu vermeiden und um eine noch größere Unabhängigkeit der Validierungsgrundlage von den Referenzdaten zu garantieren, sollte für zukünftige Arbeiten auf Validierungsdaten zurückgegriffen werden, die bereits im Punktdesign über standardisierte Messmethoden erhoben wurden. In diesem Zusammenhang bietet sich die Nutzung der Inventurdaten der Bundes- und Landeswaldinventur an.

Als kritisch muss die Einschränkung betrachtet werden, dass sich sämtliche Validierungsmethoden nur auf die Fläche der Staats- und der von den Landesforsten Rheinland-Pfalz betreuten Kommunalwälder beschränken. Eine Berücksichtigung der Privatwälder, die rund 40% der bewaldeten Fläche im Untersuchungsgebiet ausmachen, findet nicht statt. Um eine repräsentative Validierung des Gesamtgebietes sicherzustellen, sollte eine Ausdehnung der Validierungsflächen auf die Privatwälder erfolgen. Problematisch dabei sind aber die zurzeit ungenügenden Informationen über Inventurgrößen im rheinland-pfälzischen Privatwald. Die zur Validierung nötigen Daten müssten terrestrisch erhoben werden. Der zur Absicherung der Validierungsergebnisse erforderliche Arbeitsaufwand, konnte im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht geleistet werden.

Die bei der visuellen Bewertung des Klassifikationsergebnisses festgestellten Schwächen im Bereich von nordexponierten Steilhängen, belegen eindrucksvoll die Notwendigkeit einer sorgfältigen radiometrischen und topographischen Korrektur der verwendeten Satellitenbilddaten. Die durch Beleuchtungsunterschiede in Folge der Geländetopographie verursachte Verfälschung der charakteristischen Bestandssignaturen, konnte flächendeckend korrigiert werden. Einzig übersteile Hangbereiche, die Abschattung durch Gegenhänge in engen Tälern sowie der in horizontnähe auftretende Strah-

lungsgewinn treten noch als Störfaktoren in Erscheinung. Die Klassifikation der Wälder im Untersuchungsgebiet kann so weitgehend unbeeinflusst von radiometrischen oder topographischen Effekten durchgeführt werden. Die während der visuellen Bewertung bemängelten nordexponierten Steilhänge werden zwar zum Teil fehlklassifiziert, nehmen aber nur geringe Flächenanteile ein. Verbesserungen des Endergebnisses könnten in solchen Bereichen durch eine wissensbasierte Nachbearbeitung erreicht werden, bei der durch Berücksichtigung von digitalen Höhenmodellen und deren Derivaten sowie thematischer Informationen über Waldfunktion und Bewirtschaftungsart eine regelbasierte Attributierung vorgenommen wird.

Die Validierung der Ergebnisse bestätigt, dass der gewählte Ansatz die gleichzeitige Klassifikation eines großen Untersuchungsgebietes in einer kleinräumig strukturierten Mittelgebirgslandschaft mit kleinflächigen Besitzstrukturen und wechselnden Bewirtschaftungsarten erlaubt. Der entscheidende, innovative Prozessierungsschritt ist dabei die Berücksichtigung der lokalen naturräumlichen und wuchsklimatischen Gegebenheiten durch die prioritäre Parametrisierung des Klassifikators mit Referenzdaten in räumlicher Nachbarschaft zum jeweils untersuchten Bildelement. Innerhalb des über 4600 km² großen, 12 Wuchsbezirke umfassenden Untersuchungsgebietes Osteifel konnte so eine flächendeckende und qualitativ hochwertige Klassifikation aller Waldflächen durchgeführt werden.

10 Abschließende Beurteilung und Ausblick

Die erweiterten Prioritäten bei der nachhaltigen Bewirtschaftung der Vielfachfunktionen von Wäldern als auch die steigende Bedeutung des Rohstoffs Holz, erfordern die flächendeckende Erhebung von Forstinventurdaten, Feststellung von Bestandsmerkmalen sowie die Bewertung der Biodiversität von Wäldern. Ziel der vorliegenden Arbeit war in diesem Zusammenhang die Entwicklung einer geeigneten Klassifikationsstrategie zur satellitengestützten Waldinventur zur Unterstützung der terrestrischen Forstinventur.

Während durch die terrestrischen Inventurmethode detaillierte Bestandsmerkmale einzelner Waldorte aufgenommen werden können, ermöglichen Methoden der Fernerkundung die Kartierung und Aktualisierung großer Flächen in hoher zeitlicher Auflösung. Durch die Bereitstellung von aktuellen und flächendeckenden Informationen über Hauptbaumarten und Entwicklungsphasen und die Ableitung von Prognosekarten kann die satellitengestützte Waldinventur die Arbeiten der terrestrischen Forstinventur effektiv unterstützen.

Die spezielle Charakteristik des Untersuchungsgebietes mit seinen naturräumlichen und wuchsklimatischen Unterschieden sowie den kleinflächig wechselnden Besitz- und Bewirtschaftungsarten macht die Entwicklung einer angepassten Klassifikationsstrategie nötig. Dabei ist allerdings nicht nur die eigentliche Klassifikation der Satellitenbilddaten von Bedeutung; sorgfältige Aufbereitung von Referenzdaten sowie Auswahl, Korrektur und Vorprozessierung der eingesetzten Satellitenbilddaten sind Voraussetzung für eine erfolgreiche Klassifikation. Unter Berücksichtigung dieser Aspekte lässt sich die entwickelte Prozessierungsstrategie in fünf Hauptarbeitsschritte gliedern:

- Aufbereitung der Satellitenbilddaten
- Aufbereitung der Referenzdaten
- Vorprozessierung der Satellitenbilddaten
- Räumliche Stratifizierung der thematischen Information
- Lokal adaptive Klassifikation

Die Abfolge und Vernetzung dieser einzelnen Prozessierungsschritte ist durch Abbildung 10.1 zusammengefasst.

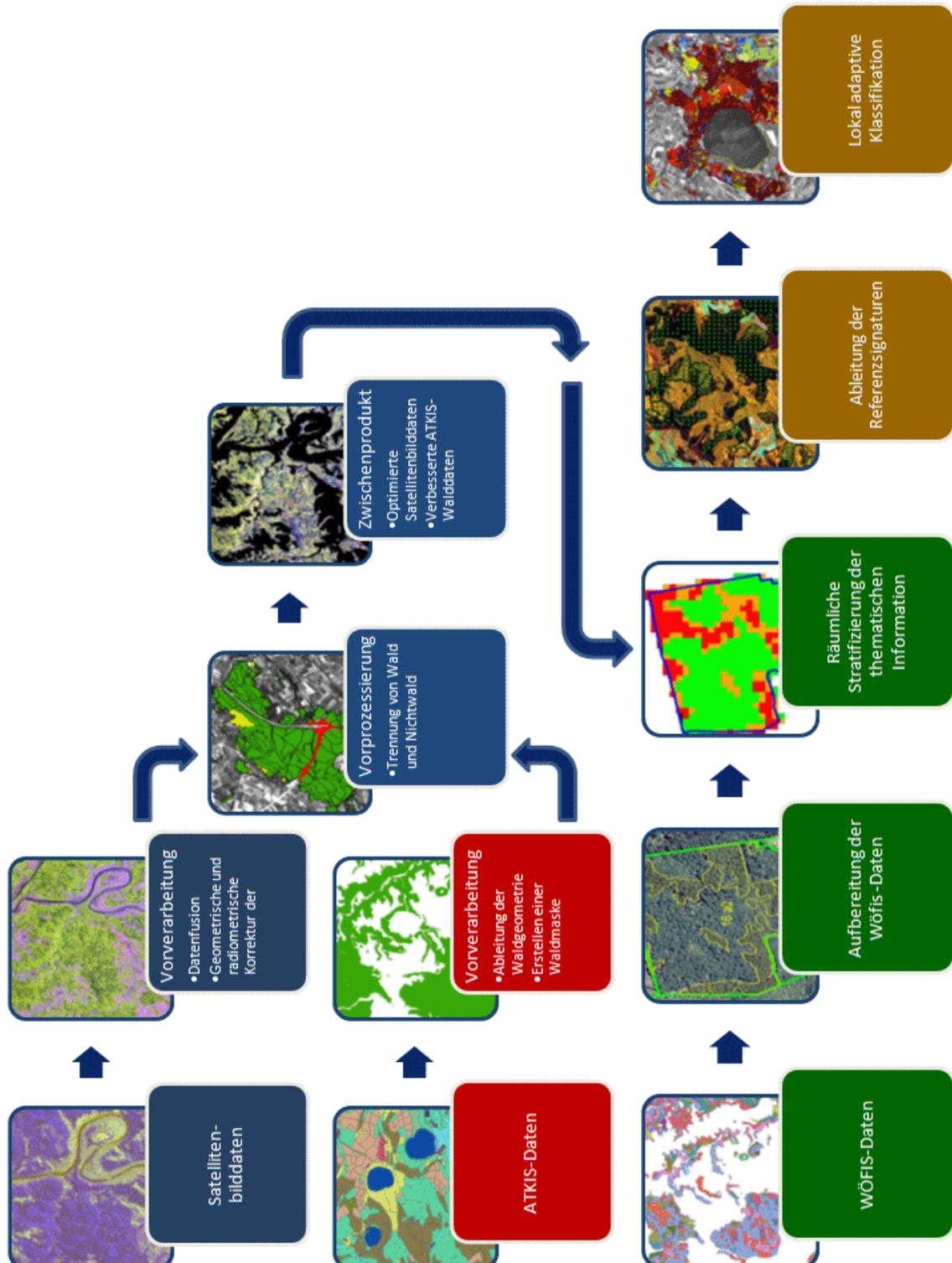


Abbildung 10.1: Arbeitsschritte und Prozessierungsstrategie zur satellitengestützten Waldinventur.

10.1 Abschließende Beurteilung der Arbeitsschritte und Prozessierungsstrategie

Die durchgeführten Arbeitsschritte und deren Kombination zu einer Prozessierungsstrategie müssen unter Berücksichtigung der naturräumlichen Ausstattung und wuchsklimatischen Variationen im Untersuchungsgebiet sowie der Struktur und Organisation der verfügbaren Datenebenen diskutiert werden.

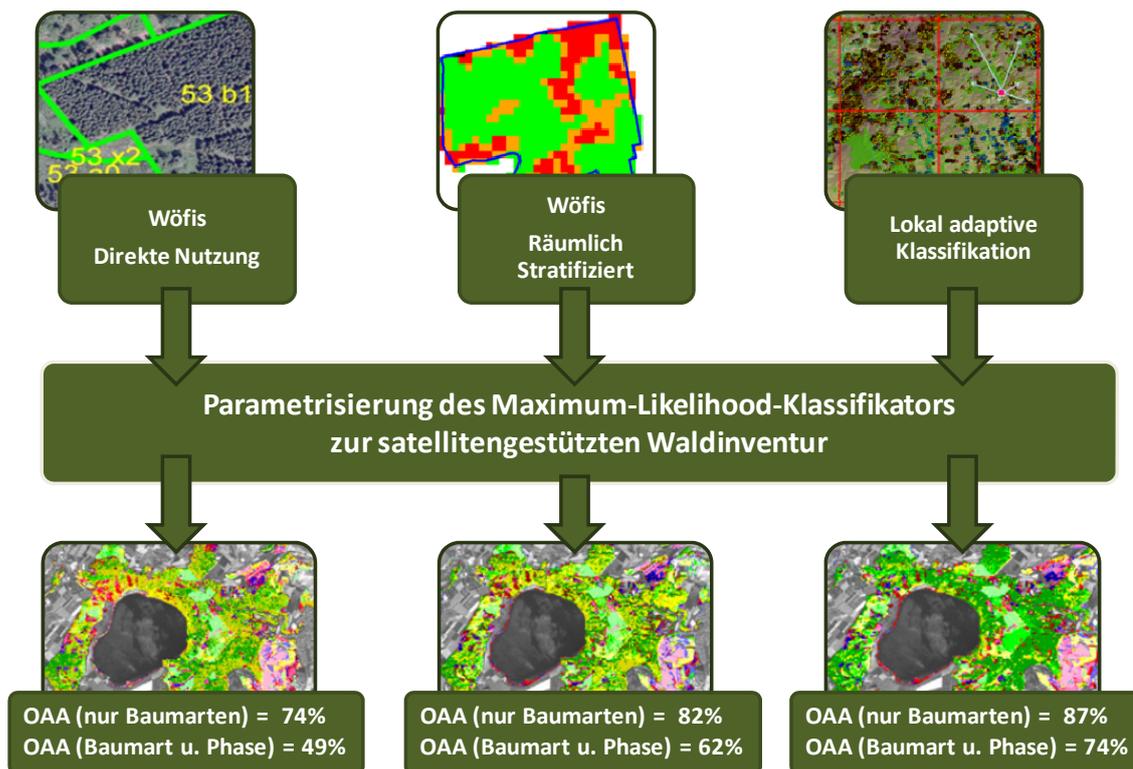


Abbildung 10.2: Optimierung der Prozessierungsstrategie. Vergleich der erreichten Gesamtgenauigkeiten durch die drei methodischen Ansätze: Direkte Nutzung der Wöfis-Bestandsdaten (links), Nutzung der räumlich-stratifizierten Wöfis-Bestandsdaten (mitte) und kombinierte Nutzung von räumlich-stratifizierten Wöfis-Bestandsdaten und eines lokal adaptiven Klassifikators (rechts).

Der Schwerpunkt der Betrachtung liegt dabei auf der finalen Klassifikationsstrategie, bei der durch die Kombination von räumlicher Stratifizierung der thematischen Datengrundlage und der lokal adaptiven Klassifikation die erreichte Gesamtgenauigkeit gegenüber konventionellen Klassifikationsansätzen (vgl. Kapitel 8.3) von 49% auf rund 74% gesteigert werden konnte (vgl. Abbildung 10.2).

10.1.1 Auswahl und Aufbereitung der Satellitenbilddaten

Die angenommene Grundvoraussetzung für die Klassifikation von fünf Hauptbaumarten in drei unterschiedlichen Entwicklungsphasen ist der Einsatz von multitemporalen bzw. multiphänologischen Satellitenbilddaten (vgl. Kapitel 5.1) konnte über die durchgeführte Trennbarkeitsanalyse (vgl. Kapitel 8.2.1) eindeutig bestätigt werden. Nur die Ausnutzung von phänologischen Unterschieden während der Vegetationsentwicklung eines Jahres erlaubt die Trennung von spektral ähnlichen Klassen. Eine noch präzisere Abstimmung der Aufnahmezeitpunkte an einzelne phänologische Phasen verspricht die bessere Unterscheidbarkeit einzelner Laubbaumarten voneinander.

Durch die Verwendung von ASTER-Satellitenbilddaten wurde eine Fusion der Kanäle der beiden Subsysteme VNIR und SWIR notwendig (vgl. Kapitel 6.1), die ohne Veränderung des spektralen Informationsgehaltes durchgeführt werden konnte. Gerechtfertigt wird der erhebliche zeitliche Aufwand dieses Aufbereitungsschrittes durch die Notwendigkeit von geometrisch hochaufgelösten Daten (15 m) zur Kartierung der kleinflächigen Waldparzellen sowie Spektralkanälen im Bereich des sichtbaren Lichts (0,5 μm - 0,6 μm und 0,6-0,7 μm) im nahen Infrarot (0,75 μm - 0,9 μm) im mittleren Infrarot (1,5 μm - 1,75 μm) benötigt, um die Hauptbaumarten und Entwicklungsphasen spektral zu trennen (vgl. Kapitel 5.1).

Die aufwändige geometrische und geometrische (vgl. Kapitel 6.2) und radiometrische Korrektur (vgl. Kapitel 6.3) der verwendeten Satellitenbilddaten ist unverzichtbar, um qualitative hochwertige Klassifikationsergebnisse zu erreichen. Im Hinblick auf die topographische Charakteristik des Untersuchungsgebietes kommt vor allem der Korrektur von topographiebedingten Beleuchtungsunterschieden (vgl. Kapitel 6.3.3) eine erhebliche Bedeutung zu. Durch diese Korrektur wird, unabhängig von Relief, Hangneigung und Exposition, die einheitliche Klassifikation von Baumarten und Entwicklungsphasen auf allen Standorten gewährleistet. Die während der visuellen Bewertung des Klassifikationsergebnisses dokumentierten Ungenauigkeiten an besonders steilen, nordexponierten Hängen (vgl. Kapitel 9.1.1), betreffen nur geringe Flächen und können durch wissenschaftliche Nachbearbeitungen korrigiert werden.

Die präzise geometrische Korrektur ermöglicht nicht nur die pixelgenaue Verknüpfung von Satellitendaten mit thematischen und topographischen Informationen (vgl. Kapitel 8.3) sondern ist auch Voraussetzung für eine exakte Validierung auf Basis von Stichprobenpunkten (vgl. Kapitel 8.1).

Insgesamt konnte durch die qualitativ hochwertige Aufbereitung die gleichzeitige multitemporale Analyse von Satellitenbilddaten unterschiedlicher Aufnahmezeitpunkte

gewährleistet und die einheitliche Klassifikation des gesamten Untersuchungsgebietes sichergestellt werden.

10.1.2 Aufbereitung der Referenzdaten

Die im Projektziel vereinbarte übergeordnete Strategie, der Nutzung bereits bestehender Geometrie- und Sachinformationen über die Staats- und Kommunalwälder in Rheinland-Pfalz zur Parametrisierung eines geeigneten Klassifikationsansatzes macht eine sorgfältige Aufbereitung und Organisation dieser Datenebenen notwendig. Für die Projektarbeiten standen Daten des Amtlichen Topographisch-Kartographischen Informationssystems sowie des Waldökologischen Informationssystems der Landesforsten Rheinland-Pfalz bereit (vgl. Kapitel 5.).

Zur Ausmaskierung von Waldflächen aus Satellitenbildern reichte die Genauigkeit und Aktualität der verfügbaren ATKIS-Waldgeometriedaten nicht aus, so dass die Ableitung einer Karte der momentan tatsächlichen Waldverteilung im Untersuchungsgebiet nötig wurde (vgl. Kapitel 6.4.1). Diese Karte dient nicht nur zur Vorprozessierung der Satellitenbilddaten, sondern stellt ein Zwischenprodukt dar, das für weitere Anwendungen und Nutzer bereitsteht (vgl. Kapitel 9.2.1).

Die Erhebungsmethoden und die Organisation der Bestandsdaten des Waldökologischen Forstinformationssystems sind an den Anforderungen der Forstinventur und der forstlichen Praxis orientiert (vgl. Kapitel 5.3) und eignen sich nicht zur direkten Parametrisierung von Klassifikationsalgorithmen. Zur Erstellung einer Referenzdatenbank wurde daher auf ein regelmäßiges Punktraster zurückgegriffen, um die flächige Information eines Waldortes in charakteristische Bestandssignaturen zum Training eines Klassifikators zu überführen (vgl. Kapitel 8.3). Diese Maßnahme ermöglicht es, die bestehenden Informationsebenen zu nutzen und auf weitere projektbegleitende Geländeerhebungen zu verzichten. Durch diesen Ansatz wird aber die Integration des Klassifikationsansatzes in die bestehenden Inventurmethode der forstlichen Praxis ermöglicht. Die präzise flächenscharfe Abgrenzung von Wald- und Nichtwaldbereichen ist zudem Voraussetzung für eine optimale Vorprozessierung der Satellitenbilddaten.

10.1.3 Vorprozessierung der Satellitenbilddaten

Während der Vorprozessierung werden die Bilddaten für den Einsatz in der satellitengestützten Waldinventur optimiert. Grundlage für eine spätere qualitativ hochwertige

Auswertung ist die optimale geometrische und radiometrische Korrektur der Satellitenbilddaten. Die pixelgenaue geometrische Korrektur ist unerlässlich, um eine exakte Verknüpfung der Satellitenbilddaten mit Referenz- sowie Validierungspunkten zu gewährleisten. Abweichungen Referenz- und Validierungsdaten sowie den Satellitenbilddaten können zu Fehlklassifikationen oder Fehlinterpretationen führen. Die radiometrische Korrektur ermöglicht die Auswertung von Reflexionssignalen, die nur auf Unterschiede von Oberflächen beruhen.

Dazu werden zunächst Bilddaten mit unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkten (zu Beginn der phänologischen Entwicklung und bei vollem Blattaustrieb) zu einem Datensatz kombiniert. Die durchgeführten Trennbarkeitsanalysen (vgl. Kapitel 8.2.1) demonstrieren die deutlich verbesserte statistische Trennbarkeit der einzelnen thematischen Klassen. Speziell für eine eindeutige Trennbarkeit verschiedener Laubbaumarten ist die Wahl der Aufnahmezeitpunkte bei der multiphänologischen bzw. multitemporalen Auswertung entscheidend. Allerdings müssen die Aufnahmezeitpunkte an die phänologische Entwicklung eines jeden Jahres angepasst werden, was jedoch eine große Flexibilität des Datenproviders und optimale Witterungsverhältnisse zum Idealzeitpunkt voraussetzt.

Den zweiten Teil der Vorprozessierung stellt die Ausmaskierung aller Nichtwaldbereiche aus den Satellitenbilddaten dar (vgl. Kapitel 6.4.1). Dazu findet die zuvor abgeleitete Wald- Nichtwaldmaske Verwendung. Durch diesen Arbeitsschritt werden alle folgenden Analyseschritte auf die relevanten Bildbereiche beschränkt. Störende Bildinhalte werden entfernt und das Datenvolumen reduziert. Hierbei ist allerdings die Qualität und Aktualität der Waldmaske entscheidend.

Die Vorprozessierung wird durch eine Hauptkomponententransformation des Eingangsdatensatzes vervollständigt. Dadurch wird eine Reduktion des Datenvolumens und eine Unterdrückung von Rauschteilen erreicht sowie redundante Information aus den multispektralen Datensätzen entfernt (vgl. Kapitel 6.4.2).

Als Ergebnis der Vorprozessierung stehen multiphänologische, auf Waldflächen reduzierte, transformierte Eingangsdatensätze für die weiteren Analyseschritte bereit, die Voraussetzung für eine eindeutige spektrale Trennbarkeit der verschiedenen thematischen Klassen sind.

10.1.4 Räumliche Stratifizierung der Referenzdaten

Die durch einen direkten Einsatz der Bestandsinformation zur Parametrisierung eines Klassifikators erreichten Genauigkeitswerte, genügen in keinster Weise den Anforderungen (vgl. Kapitel 8.3). Als entscheidender Schritt zur Steigerung der erreichbaren Klassifikationsgenauigkeiten, hat sich die räumliche Stratifizierung der Eingangsdatensätze für jede thematische Klasse erwiesen (vgl. Kapitel 8.4). Die räumliche Stratifizierung aller Waldorte einer thematischen Klasse, ermöglicht die Identifikation der Flächen, auf denen die ökologische Hauptbaumart dominiert. Beimischungen anderer Baumarten, Blößen, Wege und Lichtungen werden als Referenzflächen ausgeschlossen. Neben der räumlichen Stratifizierung wird durch die Clusterbildung auch eine statistische Optimierung der einzelnen thematischen Klassen erreicht und damit die Wahrscheinlichkeit erhöht, dass die Kriterien des Maximum-Likelihood-Klassifikators, besonders die Normalverteilung der Referenzdaten, erfüllt sind. Die räumliche Stratifizierung stellt auch die technische Maßnahme dar, die es letztendlich ermöglicht, die Flächen beschreibenden und über einen Waldort integrierte Bestandsinformation des waldökologischen Forstinformationssystems, als punktbezogene Referenzinformation zu nutzen. Über diesen Ansatz können auch zukünftig alle flächenbezogenen Daten der Forsteinrichtung als Referenzinformation genutzt werden. Selbst das weitere Zusammenfassen von Waldorten zu größeren Flächeneinheiten schränkt die Nutzung dieser Daten als Referenzinformation nur unwesentlich ein, wenn die bestandsinterne Differenzierung nach Baumarten über die räumliche Stratifizierung der Eingangsdatensätze vorgenommen wird. Allerdings funktioniert die räumliche Stratifizierung nur bei horizontaler Mischung von Baumarten in einem Bestand. Vertikale Durchmischung einzelner Baumarten innerhalb eines Bestandes stellen einen limitierenden Faktor für diesen Ansatz da. Auch sind Luftbilder oder andere Informationen nötig, um die Ergebnisse der räumlichen Stratifizierung zu überprüfen.

Insgesamt verbessert der Prozessierungsschritt der räumlichen Stratifizierung der thematischen Information das Gesamtergebnis entscheidend. Dieser Arbeitsschritt erfordert zwar zurzeit noch einen erheblichen manuellen Arbeitsaufwand, rechtfertigt diesen aber durch die erzielte Optimierung der Referenzdaten und die dadurch erreichten hohen Genauigkeitswerte des Klassifikationsergebnisses.

10.1.5 Lokal adaptive Klassifikation

Der von der Abteilung Fernerkundung entwickelte räumlich adaptive Klassifikationsansatz für großflächige Forstinventuren „**SAFORST-Mapper**“ (**S**patially-**A**daptive **F**orest

Stand Mapper) ermöglicht die prioritäre Nutzung von Referenzdaten in räumlicher Nähe zum klassifizierenden Bildelement. Die wuchsklimatischen Unterschiede und naturräumlichen Einflüsse können so für jeden Waldort berücksichtigt werden. Wobei die feste Einteilung nach Planquadraten aus organisatorischer Sicht Vorteile aus inhaltlicher Sicht Nachteile mit sich bringt. Die derzeit verwendeten regelmäßigen Planquadrate, führen bereits zu einer erheblichen Verbesserung des Klassifikationsergebnisses, sind aber in ihrer Einteilung nicht an den Grenzen der Wuchsbezirke oder naturräumlichen Einheiten orientiert. Die Einteilung in forstliche Wuchsgebiete und –bezirke durch die waldökologische Raumgliederung (Gauer, 2005) unterscheidet durch seine ganzheitliche Betrachtungsweise verschiedene Standorttypen unter Berücksichtigung von der lokalen Standortfaktoren. Durch die Verwendung der Grenzen der Wuchsbezirke als Grundeinteilung der lokal adaptiven Klassifikationsstrategie ist eine verbesserte Anpassung an die jeweils vorherrschenden regionalklimatischen Bedingungen, naturräumlichen Besonderheiten sowie die lokalen Standortfaktoren möglich. Eine direkte Nutzung der Grenzen der forstlichen Wuchsbezirke und Wuchsgebiete stellt konsequenter Weise einen der nächsten geplanten Entwicklungsschritte dar.

10.2 Übertragbarkeit

Entwickelt wurde der SAFORST-Mapper© auf Basis von multitemporalen ASTER-Satellitenbilddaten. Nachfolgend soll die Übertragbarkeit des Ansatzes auf Daten anderer Sensorsysteme untersucht werden. Dabei gelten für den Einsatz in einer automatisierten räumlich adaptiven Forstklassifikation bestimmte Mindestanforderungen. Zum einen bedingten die kleinräumig strukturierte Landschaft und die kleinflächig wechselnden Bewirtschaftungsarten und Besitzstrukturen der Eifelwälder den Einsatz von räumlich hochauflösenden Satellitenbilddaten. Zum anderen werden Spektralkanäle im Bereich des sichtbaren Lichts (0,5-0,6 μm und 0,6-0,7 μm) im nahen Infrarot (0,75-0,9 μm) und vorzugsweise auch im mittleren Infrarot (1,5-1,75 μm) benötigt, um die Hauptbaumarten und Entwicklungsphasen spektral zu charakterisieren und zu trennen. Zusätzlich ist eine ausreichend hohe temporale Auflösung erforderlich, um phänologische Unterschiede im Jahresgang bei der Klassifikation ausnutzen zu können. Derzeit erfüllen diese Anforderungen an die spektrale Auflösung die operationellen Sensoren: Landsat-TM 5, ASTER und SPOT-5. Vergleicht man die geometrische Auflösung dieser drei Systeme, ist der Mehrertrag an Struktur- und Texturinformation des SPOT-5 Sensors mit seinen 10x10 m räumlicher Auflösung deutlich zu erkennen (vgl. Abbildung 10.3).

10.2.1 Untersuchung der Übertragbarkeit auf SPOT-5 Satellitenbilddaten

Für einen Ausschnitt des Untersuchungsgebietes konnte der lokal angepasste Klassifikationsansatz auf verfügbare SPOT-5 Daten angewendet werden. Dabei kamen Szenen vom 03.08.2003 und vom 28.03.2004 zum Einsatz. Auf eine erneute Clusteranalyse und spezielle Anpassung der Referenzinformation auf die SPOT-Satellitenbilddaten wurde dabei sogar verzichtet. Der direkte Vergleich beider Datensätze zeigt die hohe Qualität beider Klassifikationsergebnisse bei einer weitgehend gleichen Verteilung der verschiedenen Baumarten und Entwicklungsphasen. Die Klassifikation auf Basis der SPOT-5 Daten ermöglicht allerdings bei kleinflächigen Besitzstrukturen und kleinräumig wechselnden Bewirtschaftungsarten eine bessere räumliche Abgrenzung der einzelnen Flächen. Auch kann innerhalb der Waldorte die Verteilung einzelner Befundeinheiten differenzierter dargestellt werden (vgl. Abbildung 10.4.).

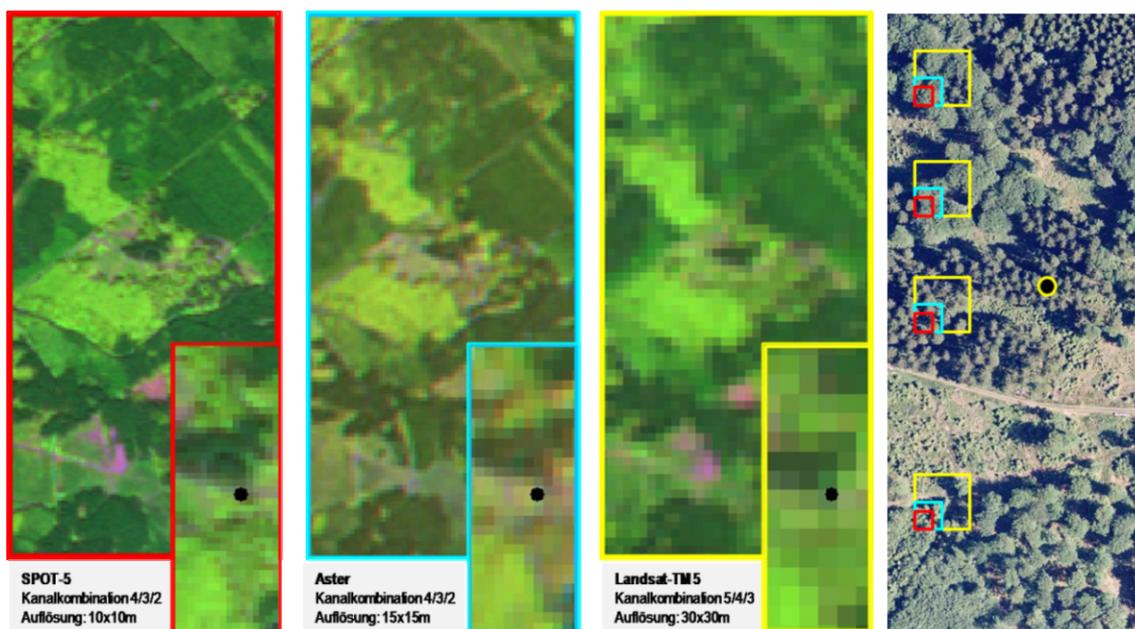


Abbildung 10.3: Vergleich der geometrischen Auflösung der Aufnahmesysteme SPOT-5 (links, rot), ASTER (Mitte, blau) und Landsat-TM (rechts, gelb). Im Luftbild (ganz rechts) kennzeichnen die farbigen Quadrate die Flächengröße eines Bildelementes der verschiedenen Systeme.

Gute spektrale und sehr gute räumliche Auflösung ergeben, zusammen mit der Zuverlässigkeit des Datenproviders und der Kontinuität der Systemreihe, ein geeignetes Satellitensystem für landesweite Forstinventuren in Rheinland-Pfalz, das den Besonderheiten der Mittelgebirgslandschaften (den kleinflächigen Besitzstrukturen, den sich

kleinräumig ändernden Bewirtschaftungsarten) gerecht wird und zudem eine hohe Planungssicherheit garantiert.

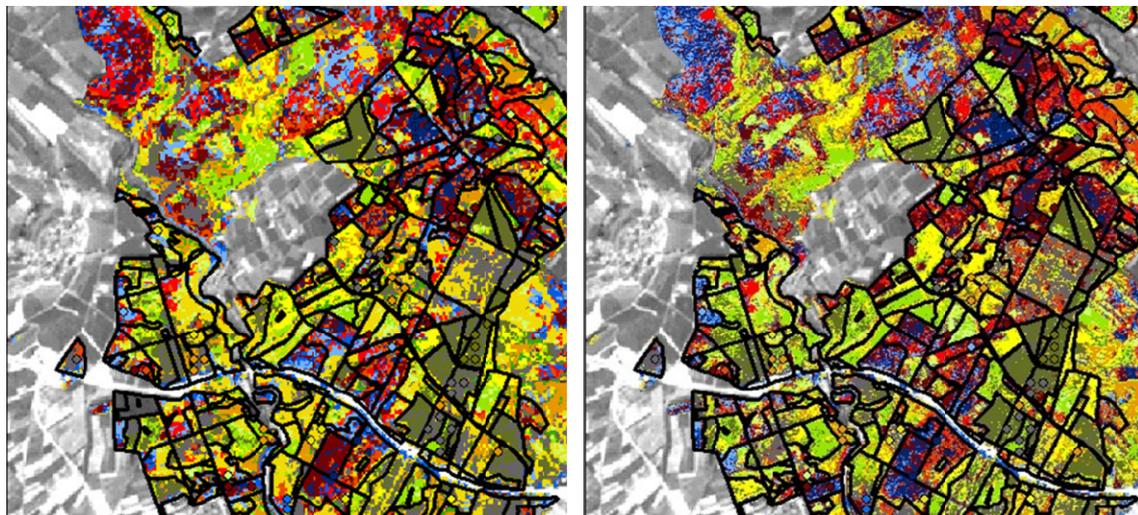


Abbildung 10.4: Vergleich der Klassifikationsergebnisse der satellitengestützten Waldinventur auf Grundlage von ASTER- (links) und SPOT-5-Daten (rechts).

10.3 Fazit

Für das Untersuchungsgebiet konnte durch die Auswertung von Satellitenbilddaten eine flächendeckende Inventur der Privatwälder nach Hauptbaumart und Entwicklungsphase erfolgreich durchgeführt werden. Zusätzlich zum ursprünglich vereinbarten Projektziel konnten weitere Informationsprodukte gewonnen werden, die für künftige Forstinventuren in Zeiten knapper Personalressourcen von erheblicher Bedeutung sind. Auch blieb die Inventur nicht wie ursprünglich vereinbart auf den Privatwald beschränkt, sondern konnte in einem erweiterten Untersuchungsgebiet (4600 km²) auf Staats- und Kommunalwälder der Ost- und Moseleifel ausgedehnt werden. Durch den Abgleich der auf Basis der Satellitenbilddaten aktualisierten Bestandsinformationen mit der Wöfis-Datenbank kann nun für alle Waldorte die momentane Hauptbaumart und Entwicklungsphase abgefragt werden. Anhand einer regelbasierten Abfrage können Unterschiede zur Datenbank klassifiziert und somit Prioritäten für eine terrestrische Überprüfung festgelegt werden.

Der von der Abteilung Fernerkundung der Universität Trier entwickelte SAFORST-Mapper© hat für die ursprünglich verwendeten ASTER-Satellitendaten gute bis sehr gute

Ergebnisse erzielt. Auch eine direkte Übertragung der Methode auf Daten eines operationellen Satellitensystems (SPOT-5) konnte bei gleichbleibender, teils sogar verbesserter Qualität der Ergebnisse durchgeführt werden. Daraus ergeben sich weitreichende Perspektiven für einen operativen Einsatz des Verfahrens auf Landesebene. Die Möglichkeit der Bereitstellung aktueller Prognosekarten, unterstützt die Eignung der Methode als dynamisches Werkzeug zur Unterstützung der terrestrischen Forsteinrichtung.

Die Flexibilität und Effizienz des entwickelten Verfahrens konnte zum Abschluss des Projektes nochmals unter Beweis gestellt werden, als neu verfügbare Forsteinrichtungsdaten innerhalb kürzester Zeit in die bestehende Referenzdatenbank eingepflegt werden konnten und eine entscheidende Verbesserung des bis dahin bestehenden Klassifikationsergebnisses ermöglichten.

Die Adaptierung der Klassifikationsstrategie an die naturräumlichen, kulturhistorischen, wuchsklimatischen und waldbaulichen Bedingungen an einen großflächigen mitteleuropäischen Untersuchungsraum, die Anpassung an die Datenorganisation und Erhebungsmethoden der terrestrischen Forstinventur sowie die Übertragbarkeit der Methoden auf Daten aktueller Satellitensysteme bilden die Grundlage für eine erfolgreiche Einbindung des Verfahrens in operationelle Inventurverfahren. Durch eine Anpassung der Klassifikationsstrategie an die oben genannten Rahmenbedingungen konnten die Arbeitsziele, die flächenscharfe Kartierung von fünf Hauptbaumarten in drei Entwicklungsphasen, in guter bis sehr guter Genauigkeit erreicht werden. Bei der Vorverarbeitung und Prozessierung gesammelte Erfahrungen werden im Rahmen zukünftiger Arbeiten zu einer weiteren Verbesserung der Klassifikationsstrategie beitragen.

Zusammenfassung

Die stetige Neuerhebung und Aktualisierung der für eine nachhaltige Nutzung der Vielfachfunktionen (Nutz-, Schutz- und Erholungsfunktion) von Wäldern benötigten Informationen lässt sich nur durch terrestrische Inventuren in Kombination mit dem Einsatz von innovativen Verfahren durchführen. Hier bietet sich über fernerkundliche Methoden die Möglichkeit, durch großflächige Kartierungen und flächenscharfe Abgrenzungen von Waldstandorten sowie der Ableitung von Forstinventurdaten, mit vergleichsweise geringen zeitlichem und personellem Aufwand, die terrestrische Forstinventur zu unterstützen. Das Ziel dieser Forschungsarbeit ist darauf ausgerichtet, wichtige und zu einer nachhaltigen Entwicklung der rheinland-pfälzischen Wälder erforderliche Grundlagendaten für verschiedene Anwendungen bereitzustellen und Konzepte und Prozessierungsstrategien zur Ableitung von Forstinventur- und Einrichtungsdaten aus Satellitenbildern zu entwickeln sowie Informationen über die bisher kaum erfassten Privatwälder in der Eifel zu erheben.

Das Untersuchungsgebiet umfasst die Ost- sowie Moseleifel und besitzt eine Fläche von mehr als 5200 km², davon etwa 2080 km² bewaldet. Die naturräumliche Heterogenität, die wuchsklimatischen Unterschiede, die Variabilität des Reliefs und der Topographie, die große Zahl an vorkommenden Waldlebensraumtypen und unterschiedlichen Baumarten sowie die kulturhistorische Waldentwicklung im Untersuchungsgebiet, erfordern eine präzise Datenaufbereitung und stellen eine besondere Herausforderung für fernerkundliche Forstinventurmethoden dar.

Hauptziel der satellitengestützten Forstinventur ist die flächenscharfe Trennung der fünf Hauptbaumarten: Eiche, Buche, Fichte, Douglasie und Kiefer in den drei Entwicklungsphasen Qualifizierung, Dimensionierung und Reife. Diese Entwicklungsphasen beschreiben Altersklasse und Struktur von Waldbeständen, wobei sich die Bestandsstruktur aus den forstlichen Pflegemaßnahmen für die entsprechende Entwicklungsphase ergibt. Die zur Parametrisierung von Klassifikationsalgorithmen benötigten Referenzdaten werden aus den verfügbaren Forsteinrichtungsdaten der Landesforsten Rheinland-Pfalz, die in einem digitalen waldökologischen Forstinformationssystem organisiert sind, übernommen. Die Nutzung der bestandsbeschreibenden Forsteinrichtungsdaten folgt der Vorgabe, die satellitengestützte Waldinventur in die operativen Inventurverfahren der Landesforsten Rheinland-Pfalz und die damit verbundenen Da-

tengrundlagen sowie Datenorganisationen einzubinden, ohne dass zusätzliche Geländeerhebungen notwendig werden.

Die Genauigkeit des Klassifikationsergebnisses der satellitenbasierten Waldinventur bei direkter Nutzung dieser Referenzdaten wird dem angestrebten Ziel, der flächenscharfen Trennung von fünf Hauptbaumarten in drei Entwicklungsphasen in keiner Weise gerecht. Bei der direkten Nutzung der Forsteinrichtungsdaten konnten keine charakteristischen Spektralsignaturen für die einzelnen thematischen Klassen gefunden werden. Für optimale Klassifikationsergebnisse ist der verwendete Klassifikationsalgorithmus auf möglichst ungestörte Referenzsignaturen der jeweiligen thematischen Klassen angewiesen. Die Kategorisierung der Forsteinrichtungsdaten über die kronendominierende Baumart erlaubt keine Differenzierung der Bestände nach der horizontalen und vertikalen Verteilung und Beimischung anderer Baumarten. Um geeignete Referenzflächen zu identifizieren, die ausreichend groß, homogen zusammengesetzt und vor allem charakteristisch für die jeweilige thematische Klasse sind, wurden daher alle Waldflächen über eine Clusteranalyse untersucht und Flächen innerhalb der Bestände, die die oben genannten Bedingungen erfüllen, zu einem neuen Referenzdatensatz zusammengefasst. Diese räumliche Stratifizierung der Referenzdaten führt zu einem deutlich verbesserten Klassifikationsergebnis.

Allerdings können die eingesetzten Klassifikationsverfahren die kleinräumige Landschaftsstruktur der Eifel, mit Wuchsgebiets- und Reliefunterschieden sowie die sich kleinflächig ändernden Besitzstrukturen und Bewirtschaftungsarten nicht ausreichend genug berücksichtigen, so dass die Entwicklung eines speziell angepassten Klassifikationsansatzes nötig ist. In dieser Konsequenz wurde vom Fach Fernerkundung der Universität Trier unter dem Namen „SAFORST-Mapper“ (Spatially-Adaptive Forest Stand Mapper) ein lokal adaptiver Klassifikationsansatz entwickelt, der über eine prioritäre Nutzung von Referenzdaten in räumlicher Nähe zum klassifizierenden Bildelement wuchsklimatische Unterschiede, naturräumliche Besonderheiten und forstliche Bewirtschaftungsarten berücksichtigt und damit eine flächendeckende satellitengestützte Waldinventur der Eifel erlaubt.

Die Adaptierung der Klassifikationsstrategie an die naturräumlichen, kulturhistorischen, wuchsklimatischen und waldbaulichen Bedingungen an einen großflächigen mitteleuropäischen Untersuchungsraum, die Anpassung an die Datenorganisation und Erhebungsmethoden der terrestrischen Forstinventur sowie die Übertragbarkeit der Methoden auf Daten aktueller Satellitensysteme bilden die Grundlage für eine erfolgreiche Einbindung des Verfahrens in operationelle Inventurverfahren zur Unterstützung der terrestrischen Forstinventur.

Literatur

- Abrahms, M. (2000): The Advanced Spaceborn Thermal Emission and Reflection Radiometer. *International Journal of Remote Sensing*, v. 21, no. 5, S. 847-859.
- Abrahms, M., Hook, S. & Ramachandran, B. (2002): ASTER User Handbook, Version 2. http://asterweb.jpl.nasa.gov/content/03_data/04_Documents/aster_user_guide_v2.pdf (29.03.2008).
- Adv – Arbeitsgemeinschaft der Vermessungsverwaltungen der Länder der Bundesrepublik Deutschland (2002): ATKIS-Objektartenkatalog. Bearbeitet von der "Adv-Arbeitsgruppe ATKIS", Ergänzt von dem Adv-Arbeitskreis Topographie und Kartographie (Stand 2002). www.atkis.de (29.03.2008).
- Akça, A., Hildebrandt, G., Huss, J., Kenneweg, H., Peerenboom, G.-G. & Rhody, B. (1984): Luftbildmessung und Fernerkundung in der Forstwirtschaft. Huss, J. (Hrsg.): Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag.
- Albrecht, O. (1980a): Colonel Ingénieur Géographe Tranchot und die linksrheinische Kartenaufnahme 1801-1813. Bonn-Bad Godesberg, Militärgeographisches Amt, S. 27-45.
- Albrecht, O. (1980b): General Freiherr von Müffling und die Kartenaufnahme der Rheinlande 1814-1828. Bonn-Bad Godesberg, Militärgeographisches Amt, S. 47-65.
- Arai, K. & Tonooka, H. (2005): Radiometric performance evaluation of ASTER VNIR, SWIR, and TIR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 43, no. 12, S. 2725-2732.
- Arbeitskreis Standortskartierung in der Arbeitsgemeinschaft Forsteinrichtung (2003): Forstliche Standortsaufnahme, 6. Auflage. Eiching bei München.
- Archard, F., Eva, H.D., Stibig, H.-J., Mayaux, P., Gallego, J., Richards, T. & Malingreau, J.-P. (2002): Determination of deforestation rates of the world's humid tropical forests. *Science*, v. 297, S. 999-1002.
- Asner, G.P. (1998): Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, v. 64, S. 234-253.
- Backhaus, R., Braun, G. & Weiss, S. (2000): Systemlösungen für eine nachhaltige Entwicklung - Die Fernerkundung und ihre gesellschaftlichen Aufgaben. *Mitteilungen des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt*, v. 99, S. 2-13.
- Bahri, E.M., Haboudane, D., Bannari, A., Bonn, F. & Chillasse, L. (2007): Essai de cartographie des espèces forestières dominantes dans le moyen Atlas (Maroc) à l'aide des données ASTER. *Revue Télédétection*, v. 7, S. 283-301.

- Ball, G.H. & Hall, D.J. (1965): ISODATA, a novel method of data analysis and pattern classification. Stanford Research Institute.
- Balzter, H. (2001): Forest mapping and monitoring with interferometric synthetic aperture radar (InSar). *Progress in Physical Geography*, v. 25, no. 2, S. 159-177.
- Bauer, E. (1983): Rheinland-pfälzische Wälder in historischen Karten. In Rheinisches Landesmuseum Trier, (Hrsg.), Wald und Holz im Wandel der Zeit. Trier, Selbstverlag des Rheinischen Landesmuseums Trier, S. 47-62.
- Bauer, M.E., Burk, T.E., Ek, A.R., Coppin, P.R., Lime, S.D., Walsh, T.A., Walters, D.K., Befort, W. & Heinzen, D.F. (1994): Satellite inventory of Minnesota forest resources. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 60, no. 3, S. 287-298.
- Beaulieu, M., Foucher, S. & Gagnon, L. (2003): Multispectral Image Resolution Refinement using Stationary Wavelet Transform. In Proceedings of IGARS2003, Toulouse.
- Benediktsson, J.A., Swain, P.H. & Ersoy, O.K. (1990): Neural Network Approaches versus Statistical Methods in Classification of Multisource Remote Sensing Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 28, no. 4, S. 540-542.
- Bill, R., Teichert, B. & Zimmermann, A. (2000): ATKIS - Eine Bestandsaufnahme. In: Deutscher Verein für Vermessungswesen. In Proceedings of "ATKIS. Stand und Fortführung" Beiträge zum 51. DVW-Seminar, Universität Rostock.
- Blackard, J.A., Finco, M.V., Helmer, E.H., Holden, G.R., Hoppus, M.L., Jacobs, D.M., Lister, A.J., Moisen, G.G., Nelson, M.D., Reimann, R., Ruefenacht, B., Salajanu, D., Weyermann, D.L., Winterberger, K.C., Brandeis, T.J., Czaplowski, R.L., McRoberts, R.E., Patterson, P.L. & Tymcio, R.P. (2008): Mapping U.S. forest biomass using nationwide forest inventory data and moderate resolution information. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, S. 1658-1677.
- Bonan, G.B. (1993): Importance of Leaf Area Index and Forest Type when Estimating Photosynthesis in Boreal Forests. *Remote Sensing of Environment*, v. 43, S. 303-314.
- Boschetti, L., Roy, D., Barbosa, P., Boca, R. & Justice, C. (2008): A MODIS assessment of the summer 2007 extent burned in Greece. *International Journal of Remote Sensing*, v. 29, no. 8, S. 2433-2436.
- Boyd, D.S. & Danson, F.M. (2005): Satellite remote sensing of forest resources: three decades of research development. *Progress in Physical Geography*, v. 29, no. 1, S. 1-26.
- Brändil, U.-B., Bühler, C. & Zangger, A. (2007): Biodiversität und Waldinventuren. *LFI-info*, no. 7, S. 1-6.
- Brogaard, S. & Ólafsdóttir, R. (1997): Ground-truths or ground-lies? Environmental sampling for remote sensing application exemplified by vegetation cover data. Lund Electronic report in Physical Geography, v. 1.

- Bryant, E., Dodge, A.G. & Warren, S.D. (1980): Landsat for practical forest type mapping. A test case. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 46, no. 12, S. 1575-1584.
- Bucha, T. & Stibig, H.-J. (2008): Analysis of MODIS imagery for detection of clear cuts in the boreal forest in north-west Russia. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, S. 2416–2429.
- Bundesministerium für Verbraucherschutz Ernährung und Landwirtschaft, 2004, Die zweite Bundeswaldinventur – Das Wichtigste in Kürze.
- Campbell, J.B. (1981a): Spatial correlation effects upon accuracy of supervised classification of land cover. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 47, no. 3, S. 355-363.
- Campbell, J.B. (1981b): Spatial correlation upon accuracy of supervised classification of land cover. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 47, no. 3, S. 355-363.
- Canty, M.J. (2007): Image analysis, classification and change detection in remote sensing. Boca Raton, London, New York, Taylor & Francis.
- Carper, W.J., Lillesand, T.M. & Kiefer, R.W. (1990): The use of intensity-hue-saturation transformation for merging SPOT panchromatic and multispectral image data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 56, no. 4, S. 459-467.
- Chamara, S., Hirschfeld, H. & Kremmers, T. (2002): Forstliche Geoinformation online. Einführung eines Forstamts-GIS in der Thüringer Forstverwaltung. *AFZ – Der Wald*, v. 52, no. 13, S. 686-697.
- Chavez, P. (1992): Comparison of spatial variability in visible and near-infrared spectral images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 58, S. 957-964.
- Chen, J.M. & Chilar, J. (1996): Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images. *Remote Sensing of Environment*, v. 55, S. 153-162.
- Chen, J.M., Pavlic, G., Brown, L., Cihlar, J., Leblanc, S.G., White, H.P., Hall, R.J., Peddle, D.R., King, D.J., Trofymow, J.A., Swift, E., van der Sanden, J. & Pellikka, P.K.E. (2002): Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, v. 80, S. 165-184.
- Christ, E.P. & Cicone, R.C. (1984): Application of the tasseled cap concept to simulated Thematic Mapper data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 50, S. 343-352.
- Chuvieco, E., Englefield, P., Trishchenko, A.P. & Luo, Y. (2008): Generation of long time series of burn area maps of boreal forest from NOAA-AVHRR composite data. *Remote Sensing of Environment*, v. xx, S. xx-xx (im Druck).
- Cihlar, J., Latifovic, R., Beaubien, J., Trishchenko, A., Chen, J. & Fedosejevs, G. (2003): National scale forest information extraction from coarse resolution satellite data, part 1. – Data processing and mapping land cover types. In Wulder, M.A.,

- and Franklin, S.E., (Hrsg.), Remote sensing of forest environments – Concepts and case studies. Boston, Dordrecht, London, S. 337-388.
- Coenradie, B., Hoffmann, K., Kenneweg, H. & Sagischewski, H. (1999): Nutzung moderner Satellitendaten in der sächsischen Forstwirtschaft. *Forst und Holz*, v. 54, no. 4, S. 99-102.
- Cohen, J. (1960): A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurements*, v. 20, no. 1, S. 37-46.
- Cohen, W.B., Maiersperger, T.K., Spies, T.A. & Oetter, D.R. (2001): Modelling forest cover attributes as continuous variables in a regional context with Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, v. 22, no. 12, S. 2279-2310.
- Colby, J.D. (1991): Topographic normalization in rugged terrain. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 57, no. 5, S. 531-537.
- Coleman, T.L., Gudapati, L. & Derrington, J. (1990): Monitoring forest plantations using Landsat Thematic Mapper data. *Remote Sensing of Environment*, v. 33, S. 211-221.
- Colwell, J.E. (1974): Vegetation canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, v. 3, S. 175-183.
- Conese, C., Gilabert, M.A., Maselli, F. & Bottai, L. (1993): Topographic normalization of TM Scenes through the use of an atmospheric correction method and digital terrain models. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 59, no. 12, S. 1745-1753.
- Congalton, R.G. (1991): A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v. 37, S. 35-46.
- Congalton, R.G. (1994): Accuracy assessment of remotely sensed data: future needs and directions. In Proceedings of Pecora 12 land information from space-based systems, Bethesda, S. 383-388.
- Congalton, R.G. (2001): Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. *International Journal of Wildland Fire*, v. 10, S. 321-328.
- Congalton, R.G. & Green, K. (1999): Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices. New-York.
- Congalton, R.G. & Mead, R.A. (1983): A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 49, no. 12, S. 69-74.
- Congalton, R.G., Oderwald, R.G. & Mead, R.A. (1983): Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 49, no. 12, S. 1671-1678.
- Cracknell, A.P. (1998): Synergy in remote sensing – what's in a pixel? *International Journal of Remote Sensing*, v. 19, no. 11, S. 2025-2047.

- Cüppers, H. (1986): Waldgeschichte und Archäologie. In Trier, R.L., (Hrsg.), Wald und Holz im Wandel der Zeit. Trier, Selbstverlag des Rheinischen Landesmuseums Trier, S. 87-106.
- Czaplewski, R.L. (1999): Multistage Remote Sensing: Toward an annual national inventory. *Journal of Forestry*, v. 97, no. 12, S. 44-48.
- Dahm, S., Akca, A. & Saborowski, J. (1996): Ein dreiphasiges Stichprobenverfahren für die Bundeswaldinventur. *Allgemeine Forst und Jagd Zeitung*, v. 168, no. 5, S. 77-82.
- Danson, F.M. & Curran, P.J. (1993): Factors Affecting the Remotely Sensed Response of Coniferous Forest Plantations. *Remote Sensing of Environment*, v. 43, S. 55-65.
- Darvishsefat, A., Fatehi, P., Khalil, P. & Farzaneh, A. (2004): Comparison of SPOT 5 and Landsat 7 for Forest Area Mapping. In Proceedings of XXth ISPRS Congress, Istanbul.
- Deering, D.W., Middleton, E.M. & Eck, T.F. (1994): Reflectance anisotropy for spruce-hemlock forest canopy. *Remote Sensing of Environment*, v. 47, S. 242-260.
- Deshayes, M., Guyon, D., Jeanjean, H., Stach, N., Jolly, A. & Hagolle (2006): The contribution of remote sensing to the assessment of drought effects in forest ecosystems. *Annals of Forest Science*, v. 63, S. 579-595.
- Diemer, C. (1999): Verfahrensdokumentation zur Durchführung des Multiquellen-Inventurverfahrens im Rahmen der Landeswaldinventur NRW. Landesanstalt für Ökologie, Bodenordnung und Forsten/ Landesamt für Agrarordnung NRW (LÖBF).
- Diemer, C., Lucaschewski, I., Spelsberg, G., Tomppo, E. & Pekkarinen, A. (2000): Integration of terrestrial forest sample plot data, map information and satellite data: An operational multisource-inventory concept. In Proceedings of Fusion of Earth Data: Merging Point Measurements, Raster Maps and Remotely Sensed Images., Sophia Antipolis, France, SEE/URISCA, Nice, S. 485-497.
- Durrieu, S. & Deshayes, M. (1994): Méthode de comparaison d'images satellitaires pour la détection des changements en milieu forestier. Application aux monts de Lacaune (Tarn, France). *Annales des sciences forestières*, v. 51, S. 147-161.
- Dymond, C.C., Mladenoff, D.J. & Radeloff, V.C. (2002): Phenological differences in Tasseled Cap indices improve deciduous forest classification. *Remote Sensing of Environment*, v. 80, S. 460-472.
- Earth Remote Sensing Data Analysis Center (2006): ERSDAC Homepage. <http://www.ersdac.or.jp/eng/index.E.html> (19.05.2008).
- Eisele, F.-L. & Lucaschewski, I. (1999): Qualität der Landeswaldinventur NRW bei regionalisierten Aussagen. Ergebnisse für Teilregionen und einzelne Staatswald-Forstämter. *AFZ – Der Wald*, no. 4, S. 159-161.
- Elvidge, C.D. (1990): Visible and near infrared reflectance characteristics of dry plant materials. *International Journal of Remote Sensing*, v. 11, no. 10, S. 1775-1795.

- Engels, F., Block, J. & Wunn, U. (1999): Terrestrische Waldschadenserhebung (TWE) in Rheinland-Pfalz. <http://www.wald-rlp.de> (11.07.2008).
- Eurimage (2005): Eurimage multimission satellite data. <http://www.eurimage.com/> (19.05.2008).
- Falkowski, M., Gessler, P.E., Morgan, P., Hudak, A.T. & Smith, A.M.S. (2005): Characterizing and mapping forest fire fuels using ASTER imagery and gradient modeling. *Forest Ecology and Management*, v. 217, no. 2-3, S. 129-146.
- Felix-Henningsen, P. (1990): Die mesozoisch-tertiäre Verwitterungsdecke im Rheinischen Schiefergebirge. Aufbau, Genese und quartäre Überprägung. Stuttgart.
- Filiberti, D.P., Marsh, S.E. & Schowengerdt, R.A. (1994): Synthesis of imagery with high spatial and spectral resolution from multiple image sources. *Optical Engineering*, v. 33, no. 8, S. 2520-2528.
- Finn, J.T. (1993): Use of the average mutual information index in evaluating classification error and consistency. *International Journal of Geographical Information Systems*, v. 7, no. 4, S. 349-366.
- Fischer, A. (1995): Forstliche Vegetationskunde Berlin, Blackwell Wissenschafts-Verlag GmbH.
- Fischer, H. & Graafen, R. (1974): Die naturräumlichen Einheiten auf Blatt 136/137 Cochem. Bundesforschungsanstalt für Landeskunde und Raumordnung (Hrsg.): Geographische Landesaufnahme 1:200.000 – Naturräumliche Gliederung Deutschlands Bonn.
- Fisher, P. (1997): The Pixel: a snare and a delusion. *International Journal of Geographical Information Systems*, v. 18, no. 3, S. 679-685.
- Fitzpatrick-Lins, K. (1981): Comparison of sampling procedures and data analysis for land use and land cover maps. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 47, no. 3, S. 343-351.
- Foody, G.M. (1992): On the compensation for chance agreement in image classification accuracy assessment. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 58, no. 10, S. 1459-1460.
- Foody, G.M. (1999): The Continuum of Classification Fuzziness in Thematic Mapping. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 65, no. 4, S. 443-451.
- Foody, G.M. (2001): GIS: the accuracy of spatial data revisited. *Progress in Physical Geography*, v. 25, no. 3, S. 389-398.
- Foody, G.M. (2002): Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, v. 80, S. 185-201.
- Foody, G.M. (2004): Thematic Map comparison: Evaluating the statistical significance of differences in classification accuracy. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 70, no. 5, S. 627-633.
- Forstabteilung des Ministeriums für Umwelt und Forsten (1999): Jahresbericht der Landesforstverwaltung 1999.

- Franco-Lopez, H., Ek, A.R. & Bauer, M.E. (2001): Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method. *Remote Sensing of Environment*, v. 77, S. 251-274.
- Franklin, J., Woodcock, C.E. & Warbington, R. (2000): Multi-attribute vegetation maps of forest service lands in California supporting resource management decisions. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 66, no. 10, S. 1209-1217.
- Franklin, S.E. (2001): Remote sensing for sustainable forest management. Boca Raton, London, New York, Washington, D.C., Lewis Publishers.
- Franklin, S.E., Hall, R.J., Smith, L. & Gerylo, G.R. (2003): Discrimination of conifer height, age and crown closure classes using Landsat-5 TM imagery in the Canadian Northwest Territories. *International Journal of Remote Sensing*, v. 24, no. 9, S. 1823-1834.
- Fraser, R.H. & Li, Z. (2002): Estimating fire-related parameters in boreal forest using SPOT VEGETATION. *Remote Sensing of Environment*, v. 82, S. 95-110.
- Friedl, M.A. & Brodley, C.E. (1997): Decision Tree Classification of Land Cover from Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment*, v. 61, S. 399-409.
- Fuller, D.O. (2000): Satellite remote sensing of biomass burning with optical and thermal sensors. *Progress in Physical Geography*, v. 24, no. 4, S. 543-561.
- Fusco, L. (1984): Thematic Mapper: The ESA-Earthnet ground segment and processing experiences. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. GE-22, no. 3, S. 329-335.
- Garguet-Duport, B., Girel, J., Chassery, J.-M. & Pautpou, G. (1996): The use of multiresolution analysis and wavelets transform for merging SPOT panchromatic and multispectral image data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 62, no. 9, S. 1057-1066.
- Gauer, J. (2005): Waldökologische Naturräume Deutschlands. In Gauer, J., and Aldinger, E., (Hrsg.), Forstliche Wuchsgebiete und Wuchsbezirke. Mitteilungen des Vereins für Forstliche Standortskunde und Forstpflanzenzüchtung. S. 13-17.
- Gausman, H.W. & Allen, W.A. (1973): Optical parameters of leaves of 30 plant species. *Plant Physiology*, v. 52, S. 57-62.
- Gehendges, F.-J. & Brandt, K.-P. (1986): Regierungsbezirk Trier, Wald und Forstwirtschaft. *AFZ – Der Wald*, v. 34/35, S. 839-842.
- Gemmel, F., Varjo, J. & Strandstrom, M. (2001): Estimating forest cover in a boreal forest test site using thematic mapper data from two dates. *Remote Sensing of Environment*, v. 77, S. 297-211.
- Gibson, P. & Power, C.H. (2000): Introductory Remote Sensing Digital Image Processing and Applications. London, Routledge.
- Giri, C., Zhu, Z., Tieszen, L.L., Singh, A., Gillette, S. & Kelmelis, J.A. (2008): Mangrove forest distributions and dynamics (1975–2005) of the tsunami-affected region of Asia. *Journal of Biogeography*, v. 35, S. 519-528.

- Gitelson, A.A., Kaufman, Y.J. & Merzlyak, M.N. (1996): Use of green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, v. 58, S. 289-298.
- Goel, N.S. & Thompson, R.L. (1984): Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. *Remote Sensing of Environment*, v. 16, S. 69-85.
- Gong, P. & Howarth, P.J. (1990): An assessment of some factors, influencing multi-spectral land-cover classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 56, no. 5, S. 597-603.
- Gong, P. & Pu, R. (2001): Conifer species recognition: effects of data transformation. *International Journal of Remote Sensing*, v. 22, no. 17, S. 3471-3481.
- Gopal, S. & Woodcock, C. (1994): Theory and methods for accuracy assessment of thematic maps using fuzzy sets. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 60, no. 2, S. 181-188.
- Goward, S.N. & Dye, D.G. (1997): Global biospheric monitoring with remote sensing. In Gholz, H.L., Nakane, K., and Shimoda, H., (Hrsg.), *The use of remote sensing in the modelling of forest productivity*. Dordrecht, Boston, London, S. 241-272.
- Grünreich, D. (1992): ATKIS - a topographic information system as a basis for GIS and digital cartography in Germany. In Vinken, R., (Hrsg.), *From digital map series to geo-information systems*. Geologisches Jahrbuch. Stuttgart, E. Schweizerbart'sche Verlagsbuchhandlung,.
- Guyot, G. (1990): Optical properties of vegetation canopies. In Steven, M.D., and Clark, J.A., (Hrsg.), *Applications of remote sensing in agriculture*. London, Butterworths:, S. 19-43.
- Haapanen, R., Ek, A.R., Bauer, M.E. & Finley, A.O. (2004): Delineation of forest/nonforest land use classes using nearest neighbor methods. *Remote Sensing of Environment*, v. 89, S. 265-271.
- Hagner, O. & Reese, H. (2007): A method for calibrated maximum likelihood classification of forest types. *Remote Sensing of Environment*, v. 110, S. 438-444.
- Hall, F.G., Shimabukuru Y. E. & Huemmrich, K.F. (1995): Remote sensing of forest biophysical structure using mixture decomposition and geometric reflectance models. *Ecological Applications*, v. 5, no. 4, S. 993-1013.
- Hallada, W.A. & Cox, S. (1983): Image sharpening for mixed spatial and spectral resolution satellite systems. In *Proceedings of 17th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, Ann Arbor, Michigan, Environmental Research Institute of Michigan, S. 1023-1032.
- Hammond, T.O. & Verbyla, D.L. (1996): Optimistic bias in classification accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, v. 17, no. 6, S. 1261-1266.
- Hanke, G. (2003): Klimawandel - Herausforderungen für Rheinland-Pfalz aus Sicht der Forstwirtschaft. in *Klimawandel - Herausforderung für Rheinland-Pfalz*, Bingen.

- Hansen, M.C., Roy, D.P., Lindquist, E., Adusei, B., Justice, C.O. & Altstatt, A. (2008): A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change in the Congo Basin. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, S. 2495-2513.
- Hawbaker, T.J., Radeloff, V.C., Syphard, A.D., Zhu, Z. & Stewart, S.I. (2008): Detection rates of the MODIS active fire product in the United States. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, S. 2656-2664.
- Hay, J.E. & McKay, D.C. (1985): Estimating solar irradiance on inclined surfaces: A review and assessment of methodologies. *International Journal of Solar Energy*, v. 3, no. 3&4, S. 203-240.
- Haydn, R., Dalke, G.W. & Henkel, J. (1982): Application of the IHS color transformation to the processing of multisensor data and image enhancement. In Proceedings of International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semiarid Lands, Cairo, Egypt, S. 599-616.
- Hayes, D.J., Cohen, W.B., Sader, S.A. & Irwin, D.E. (2008): Estimating proportional change in forest cover as a continuous variable from multi-year MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, S. 735-749.
- Heiskanen, J. (2005): Remote sensing of mountain birch forest biomass and leaf area index using ASTER data. In Proceedings of 31st International Symposium on Remote Sensing of Environment, Saint Petersburg.
- Heurich, M. & Kennel, E. (2007): Projekt Fernerkundung für Waldinventuren erfolgreich. *AFZ – Der Wald*, v. 2, S. 70.
- Hildebrandt, E.E. (2001): Neuartige Waldschäden: Legende oder Realität? In Landeszentrale für politische Bildung Baden-Württemberg, (Hrsg.), *Der deutsche Wald*. Stuttgart, Verlagsgesellschaft W. E. Weinmann, S. 46-50.
- Hildebrandt, G. (1987): TOY or TOOL—Fernerkundung aus dem Weltraum: Spiel- oder Werkzeug für die Forstwirtschaft? *European Journal of Forest Research*, v. 106, no. 1, S. 141-168.
- Hildebrandt, G. (1996): Fernerkundung und Luftbildmessung für Forstwirtschaft, Vegetationskartierung und Landschaftsökologie. Stuttgart.
- Hill, J. (1993): High precision land cover mapping and inventory with multi-temporal earth observation satellite data. The Ardèche experiment. Office of Official Publications of the European Communities (Hrsg.): Luxembourg, v. EUR 15271 EN.
- Hill, J. (2002): Sensorkalibration und atmosphärische Korrektur von hyperspektralen Fernerkundungsdaten (HYMAP). In Müller, P., Rumpf, S., and Monheim, H., (Hrsg.), *Umwelt und Region - Aus der Werkstatt des Sonderforschungsbereiches 522*,. Trier.
- Hill, J., Diemer, C., Stöver, O. & Udelhoven, T. (1998): A local correlation approach for the fusion of remote sensing data with different spatial resolutions in forestry applications. In Proceedings of ISPRIS Workshop, Expert Meeting on Data Fusion Techniques, Freiburg, Germany S. 35-46.

- Hill, J., Diemer, C., Stöver, O. & Udelhoven, T. (1999): A local correlation approach for the fusion of remote sensing data with different spatial resolutions in forestry applications. In Proceedings of International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing,, Valladolid, Spain, Part 7-4-3 W6.
- Hill, J., Hostert, P. & Röder, A. (2004): Long-term observation of mediterranean ecosystems with satellite remote sensing. In Mazzoleni, S., di Pasquale, G., Mulligan, M., di Martino, P., and Rego, F., (Hrsg.), Recent Dynamics of the Mediterranean Vegetation and Landscape. Wiley & Sons, S. 33-44.
- Hill, J. & Mehl, W. (2003): Geo- und radiometrische Aufbereitung multi- und hyperspektraler Daten zur Erzeugung langjähriger kalibrierter Zeitreihen. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, v. 2003, no. 1, S. 7-14.
- Hill, J., Mehl, W. & Radeloff, V.C. (1995): Improved forest mapping by combining corrections of atmospheric and topographic effects in Landsat TM imagery. In Proceedings of Sensors and Environmental Applications in Remote Sensing; 14. EARSeL Symp., Göteborg, Schweden, S. 143-151.
- Hill, J. & Sturm, B. (1991): Radiometric correction of multi-temporal Thematic Mapper data for the use in agricultural land-cover classification and vegetation monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, v. 12, no. 7, S. 1471-1491.
- Holmström, H., Nilsson, M. & Ståhl, G. (2002): Forecasted reference sample plot data in estimations of stem volume using satellite spectral data and the kNN method. *International Journal of Remote Sensing*, v. 23, no. 9, S. 1757-1774.
- Horler, D.N., Dockray, M. & Barber, J. (1983): The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, v. 4, no. 2, S. 273-288.
- Horler, D.N.H. & Ahern, F.J. (1986): Forestry information content of thematic mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, v. 7, S. 405-428.
- Hosius, D. (1986): Möglichkeiten der Intensivierung der Forstwirtschaft im Kleinprivatwald. *AFZ – Der Wald*, v. 34/35, S. 865-866.
- Hostert, H., Röder, A. & Hill, J. (2003): Coupling Spectral Unmixing and Trend Analysis for Monitoring of Long-term Vegetation Dynamics in Mediterranean Rangelands. *Remote Sensing of Environment*, v. 87, S. 183-197.
- Howard, J.A. (1991): Remote sensing of forest resources. London, New York, Tokyo, Melbourne, Madras, Chapman & Hall.
- Hudson, W.D. & Ramm, C.W. (1987): Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 53, no. 4, S. 421-422.
- Huete, A.R. (1989): Soil influences in remotely sensed vegetation-canopy spectra. In Asrar, G., (Hrsg.), Theory and Applications of Optical Remote Sensing. New York, Wiley Series in Remote Sensing, S. 107-141.

- Hyypä, J., Hyypä, H., Inkinen, M., Engdahl, M., Linko, S. & Zhu, Y.-H. (2000): Accuracy comparison of various remote sensing data sources in the retrieval of forest stand attributes. *Forest Ecology and Management*, v. 128, S. 109-120.
- Irons, J.R., Markham, B.L., Nelson, R.F., Toll, D.L., L., W.D., Latty, R.S. & Stauffer, M.L. (1985): The effects of spatial resolution on the classification of Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, v. 6, no. 8, S. 1385-1403.
- Itten, K., Meyer, P., Kellenberger, T., Leu, R., Sandmeier, S., Bittner, P. & Seidel, K., eds., (1992): Correction of the impact of topography and atmosphere on Landsat-TM forest mapping of alpine regions. Zürich, v. 18.
- Janssen, L.L.F. & van der Well, F.J.M. (1994): Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: A review. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 60, no. 4, S. 419-426.
- Jätzold, R., ed., (1984): Der Trierer Raum und seine Nachbargebiete. Exkursionsführer anlässlich des 19. Deutschen Schulgeographentages. Trier.
- Jensen, J.R. (1996): Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective. Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice-Hall, v. 2.
- Kändler, G. (2005): Waldinventuren - Bedeutung und Weiterentwicklung. *FVA-Einblick*, v. 9, no. 3, S. 8-12.
- Katila, M. & Tomppo, E. (2001): Selecting estimation parameters for the Finnish multi-source National Forest Inventory. *Remote Sensing of Environment*, v. 76, S. 16-32.
- Kätsch, C. (1998): Satellitenfernerkundung - Stand und zukünftige Anwendung für Forstwissenschaft, Forstwirtschaft und Umweltmanagement. *Forst und Holz*, v. 53, no. 10, S. 291-296.
- Key, T., Warner, A., McGraw, G.B. & Fajvan, M.A. (2001): A Comparison of multispectral and multitemporal information in high spatial Resolution imagery for classification of individual tree species in a temperate hardwood forest. *Remote Sensing of Environment*, v. 75, S. 100-112.
- Kilpeläinen, P. & Tokala, T. (1999): Gain to be achieved from stand delineation in LANDSAT TM image-based estimates of stand volume. *Forest Ecology and Management*, v. 124, no. 2-3, S. 105-111.
- Knipling, E.B. (1970): Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sensing of Environment*, v. 1, S. 155-159.
- Koch, B., Dees, M. & Pelz, D.R. (1998): Konzept zur Nutzung von Satellitenbilddaten bei der Bundeswaldinventur. *AFZ – Der Wald*, v. 1998, no. 24, S. 1458-1460.
- Koch, B., Förster, B. & Münsterer, M. (1993): Vergleichende Auswertung unterschiedlicher Bildverarbeitungsalgorithmen für eine Waldkartierung auf der Basis von Spot-1-Daten. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, v. 4, S. 143-149.

- Koch, B. & Fritz, R. (1998): Satelliten-Fernerkundung im Rahmen forstlicher Kartographie. *AFZ – Der Wald*, no. 4, S. 164-166.
- Koch, B., Jochum, M., Ivits, E. & Dees, M. (2003): Pixelbasierte Klassifizierung im Vergleich und zur Ergänzung zum objektbasierten Verfahren. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, v. 3, S. 195-2004.
- Köhl, M. (2003): New approaches for multi resource forest inventories. In Corona, P., Köhl, M., and Marchetti, M., (Hrsg.), *Advances in forest inventory for sustainable forest management and biodiversity monitoring*. Dordrecht, Boston, London, Kluwer Academic Publishers.
- Köhl, M. & Brassel, P. (1998): Einsatz der Fernerkundung bei nationalen Forstinventuren. *AFZ – Der Wald*, v. 24, S. 1472-1474.
- Koukoulas, S. & Blackburn, G.A. (2001): Introducing new indices for accuracy evaluation of classified images representing semi-natural woodland environments. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 67, no. 2, S. 499-510.
- Kraus, K. & Schneider, E. (1988): *Fernerkundung – Band 1: Physikalische Grundlagen und Aufnahmetechniken*. Bonn, Dümmler Verlag Bonn.
- Küster, H. (2001): Auch der Wald hat seine Geschichte. In Landeszentrale für politische Bildung Baden-Württemberg, (Hrsg.), *Der deutsche Wald*. Stuttgart, Verlagsgesellschaft W. E. Weinmann, S. 10-16.
- Labovitz, M.L. & Masuoka, E.J. (1984): The influence of autocorrelation in signature extraction - an example from a geobotanical investigation of Cotter Basin, Montana. *International Journal of Remote Sensing*, v. 5, no. 2, S. 315-332.
- Labrecque, S., Fournier, R., Luther, J.E. & Piercey, D. (2003): A comparison of three approaches to map forest biomass from Landsat-TM and inventory data in Western Newfoundland. In *Proceedings of Proceedings of the 25th Canadian Symposium on Remote Sensing /11th Congress of the Association québécoise de télédétection*, Université de Montréal, Montréal, Québec.
- Landauer, G. & Voß, H.-H. (1989): *Abschlussdokumentation - Untersuchung und Kartierung von Waldschäden mit Methoden der Fernerkundung*.
- Landesforsten Rheinland-Pfalz (2005a): Landesforsten Rheinland-Pfalz: Über uns. <http://www.wald-rlp.de> (28.04.2008).
- Landesforsten Rheinland-Pfalz (2005b): Naturnahe Waldbewirtschaftung - Qualifizieren - Dimensionieren. <http://www.wald-rlp.de> (08.08.2008).
- Landesforstverwaltung Rheinland-Pfalz (1999): *Jahresbericht der Landesforstverwaltung 1999*.
- Laporterie-Déjean, F. (2003): Revue des méthodes de fusion d'images de télédétection de résolutions spatiales différentes. *Bulletin de la Société française de photogrammétrie et télédétection – SFPT*, v. 169, no. 1, S. 7-15.

- Lee, K.-S., Cohen, W.B., Kennedy, R.E., Maiersperger, T.K. & Gower, S.T. (2004): Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes. *Remote Sensing of Environment*, v. 91, S. 508-520.
- Leonhardt, J. (2003): Wald und Forstwirtschaft in Rheinland-Pfalz. in 61. Jahrestagung des Deutschen Forstverein e.V., Mainz.
- Lillesand, T.M. & Kiefer, R.W. (2000): Remote Sensing and Image Interpretation, Vierte Auflage. New York, USA.
- Linke, J., Betts, M., Lavigne, B. & Franklin, S.E. (2007): Introduction: Structure, function, and change of forest landscapes. In Wulder, M.A., and Franklin, S.E., (Hrsg.), Understanding forest disturbance and spatial pattern. Remote sensing and GIS approaches. Boca Raton, S. 1-22.
- Liu, C., Frazier, P. & Kumar, L. (2007): Comparative assessment of the measures of thematic classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, v. 107, S. 606-616.
- Lucht, W. (2004): Viewing the earth from multiple angles: Global change and the science of multiangular reflectance. In von Schönemark, M., Geiger, B., and Röser, H.P., (Hrsg.), Reflection properties of vegetation and soil. Berlin, Wissenschaft und Technik Verlag, S. 9-30.
- Lucht, W. & Schaaf, C. (2006): Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) and Albedo Research Website - BRDF explained. <http://www-modis.bu.edu/brdf/brdfexpl.html> (29.05.2008).
- Lunetta, R.S., Liames, J., Knight, J., Congalton, R.G. & Mace, T.H. (2001): An assessment of reference data variability using a "virtual field reference database". *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 63, no. 6, S. 707-715.
- Luther, J.E., Fournier, R.A., Hall, R.J., Ung, C.-H., Gunindon, L., Piercey, D.E., Lambert, M.-C. & Beaudoin, A. (2002): A strategy for mapping Canada's forest biomass with Landsat TM imagery. In Proceedings of The International Geoscience and Remote Sensing Symposium and the 24th Canadian Symposium on Remote Sensing, Toronto, Canada.
- Luther, J.E., Franklin, S.E., Hudak, J. & Meades, J.P. (1997): Forecasting the susceptibility and vulnerability of balsam fir stands to insect defoliation with Landsat Thematic Mapper data. *Remote Sensing of Environment*, v. 59, S. 77-91.
- Maingi, K., John, S.E., Marsh, W.G., Kepner & Edmonds, C. (2002): An accuracy assessment of 1992 Landsat-MSS derived land cover for the upper San Pedro watershed (U.S/Mexico).
- Mäkelä, H. & Pekkarinen, A. (2001): Estimation of timber volume at the sample plot level by means of image segmentation and Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 77, S. 66-75.
- Marçal, A.R.S., Borges, J.S., Gomes, J.A. & Pinto Da Costa, J.F. (2005): Land cover update by supervised classification of segmented ASTER images. *International Journal of Remote Sensing*, v. 26, no. 7, S. 1347-1362.

- Marceau, D.J., Gratton, D.J., Fournier, R.A. & Fortin, J.-P. (1994a): Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment. 2. The optimal spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, v. 49, S. 105-117.
- Marceau, D.J., Howarth, P.J. & Gratton, D.J. (1994b): Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment. 1. The scale and spatial aggregation problem. *Remote Sensing of Environment*, v. 49, S. 93-104.
- Martin, M.E., Newman, S.D., Aber, J.D. & Congalton, R.G. (1998): Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, v. 65, S. 249-254.
- McRoberts, R.E., Nelson, M.D. & Wendt, D.G. (2002): Stratified estimation of forest area using satellite imagery, inventory data, and the k-Nearest Neighbors technique. *Remote Sensing of Environment*, v. 82, S. 457-468.
- McRoberts, R.E. & Tomppo, E.O. (2007): Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, v. 110, S. 412-419.
- Meinel, G., Neubert, M. & Reder, J. (2001): Pixelorientierte versus segmentorientierter Klassifikation von IKONOS-Satellitenbilddaten – ein Methodenvergleich. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, v. 2001, no. 3, S. 157-170.
- Meyer, W. (1994): Geologie der Eifel. 3. ergänzte Auflage. Stuttgart.
- Meynen, E. & Schmithüsen, J. (1954): Handbuch der naturräumlichen Gliederung Deutschland. Bundesanstalt für Landeskunde (Hrsg.): Veröffentlichungen der Bundesanstalt für Landeskunde Neuwied.
- Michiels, H.-G. & Schmidt, P.A. (2005): Waldökologische Naturräume Deutschlands. In Gauer, J., and Aldinger, E., (Hrsg.), Forstliche Wuchsgebiete und Wuchsbezirke. Mitteilungen des Vereins für Forstliche Standortskunde und Forstpflanzenzüchtung, Nr. 43. S. 34-49.
- Mika, A.M. (1997): Three decades of Landsat Instruments. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 63, no. 7, S. 839-852.
- Miles, L., Newton, A.C., DeFries, R.S., Ravillious, C., May, I., Blyth, S., Kapos, V. & Gordon, J.E. (2006): A global overview of the conservation status of tropical dry forests. *Journal of Biogeography*, v. 33, S. 491-505.
- Ministerial Conference on the protection of forests in Europe (2003): Improved Pan-European indicators for sustainable forest management. Ministerial Conference on the protection of forests in Europe.
- Ministerium für Umwelt und Forsten Rheinland-Pfalz (2004): Waldzustandsbericht für Rheinland-Pfalz 2004. Mainz.
- Moeur, M. & Stage, A.R. (1995): Most similar neighbor: An improved sampling inference procedure for natural resource planning. *Forest Science*, v. 41, S. 337-359.

- Muchoney, D.M. & Haack, B.N. (1994): Change detection for monitoring forest defoliation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 60, no. 10, S. 1243-1251.
- Müller-Miny, H. (1980): Die Tranchot-v. Müfflingsche Kartenaufnahme der Rheinlande 1801-1828. Bonn-Bad Godesberg, Militärgeographisches Amt, S. 3-25.
- Müller-Miny, H. & Bürgener, M. (1971): Die naturräumlichen Einheiten auf Blatt 138 Koblenz. Bundesforschungsanstalt für Landeskunde und Raumordnung (Hrsg.): Geographische Landesaufnahme 1:200.000 – Naturräumliche Gliederung Deutschlands Bonn.
- Murthy, C.S., Raju, P.V. & Badrinath, K.V.S. (2003): Classification of wheat crop with multi-temporal images: performance of maximum likelihood and artificial neural networks. *International Journal of Remote Sensing*, v. 24, no. 23, S. 4871-4890.
- Muukkonen, P. & Heiskanen, J. (2005): Estimating biomass for boreal forests using ASTER satellite data combined with standwise forest inventory data. *Remote Sensing of Environment*, v. 99, S. 434-447.
- Negendank, J. (1983): Trier und Umgebung. Sammlung Geol. Führer, Bd. 60 Berlin, Stuttgart.
- Nelson, R.F. (1985): Sensor-Induced Temporal Variability of Landsat MSS data. *Remote Sensing of Environment*, v. 18, S. 35-48.
- Nelson, R.F., Latty, R.S. & Matt, G. (1984): Classifying northern forests using Thematic Mapper Simulator data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 50, no. 5, S. 607-617.
- Nilsson, M. (2002): Deriving nationwide estimates of forest variables for Sweden using Landsat ETM+ and field data. in ForestSAT Symposium, Heriot Watt University, Edinburgh.
- Nilsson, M. & Peterson, U. (1994): Age dependence of forest reflectance: Analysis of main driving factors. *Remote Sensing of Environment*, v. 48, S. 319-331.
- Ohmann, J.L. & Gregory, M.J. (2002): Predictive mapping of forest composition and structure with direct gradient analysis and nearest neighbor imputation in coastal Oregon, U.S.A. *Canadian Journal of Forest Research*, v. 32, no. 4, S. 725-741.
- Olthof, I., King, D.J. & Lautenschlager, R.A. (2004): Mapping deciduous forest ice storm damage using Landsat and environmental data. *Remote Sensing of Environment*, v. 89, S. 484-496.
- Peerenboom, H.G., Ontrup, G. & Böhmer, O. (2003): Weiterentwicklung der Forsteinrichtung in Rheinland-Pfalz. *Forst und Holz*, v. 58, no. 23-24, S. 728-731.
- PEFC-Arbeitsgruppe Rheinland-Pfalz (2005): 2. Regionaler Waldbericht Rheinland-Pfalz. Forschungsanstalt für Waldökologie und Forstwirtschaft Rheinland-Pfalz.

- Peterson, D.L., Spanner, M.A. & Running, S.W. (1987): Relationship of Thematic Mapper simulator data to leaf area index of temperate coniferous forests. *Remote Sensing of Environment*, v. 22, S. 323-341.
- Peterson, D.L., Westman, W.E., Stephenson, N.J., Ambrosia, V.G., Brass, J.A. & Spanner, M.A. (1986): Analysis of forest structure using Thematic Mapper Simulator data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 24, no. 1, S. 113-121.
- Pitt, D.G., Wagner, R.G., Hall, R.J., King, D.J., Leckie, D.G. & Ruesson, U. (1997): Use of remote sensing for forest vegetation management: A problem analysis. *The Forest Chronicle*, v. 73, no. 4, S. 459-477.
- Plourde, L. & Congalton, R.G. (2003): Sampling method and sample placement. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 69, no. 3, S. 289-297.
- Pohl, C. (1999): Tools and methods for fusion of images of different spatial resolution. In Proceedings of International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Valladolid, Spain.
- Pohl, C. & Touron, H. (1999): Operational applications of multi-sensor image fusion. In Proceedings of international Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Valladolid, Spain, Part 7-4-3 W6.
- Poli, D. (2004): Orientation of satellite and airborne imagery from multi-line push-broom sensors with a rigorous sensor model. In Proceedings of International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Istanbul, S. 130-135.
- Powell, R.L., Matzke, N., de Souza, C.J., Clark, M., Numata, I., Hess, L.L. & Roberts, D.A. (2004): Sources of error in accuracy assessment of thematic land-cover maps in the Brazilian Amazonas. *Remote Sensing of Environment*, v. 90, S. 221-234.
- Puzzolo, V., Maselli, F., Marchetti, M. & Buongiorno, F. (2003): Multi-seasonal classification of Landsat TM images for increasing forest type discrimination in Mediterranean environment. In Proceedings of Analysis of Multi-Temporal Remote Sensing Images. Proceedings of Multitemp 2003., Ispra, Italien, S. 322-329.
- Radeloff, V., Hill, J. & Mehl, W. (1997): Forest mapping from space – Enhanced satellite data processing by spectral mixture analysis and topographic corrections. Commission, E. (Hrsg.): Environment and quality of life series Brüssel, Luxemburg, 90 S.
- Radeloff, V.C., Mladenoff, D.J. & Boyce, M.S. (1999): Detecting Jack Pine budworm defoliation using spectral mixture analysis: Separating effects from determinants. *Remote Sensing of Environment*, v. 69, S. 156-169.
- Ramírez-García, P., López-Blanco, J. & Ocaña (1998): Mangrove vegetation assessment in the Santiago River Mouth, Mexico, by means of supervised classification using Landsat TM imagery. *Forest Ecology and Management*, v. 105, S. 217-229.
- Requardt, M., Köhl, M. & Näscher, F. (2004): Ist Nachhaltigkeit messbar? *AFZ – Der Wald*, v. 9, S. 494-498.

- Richards, J.A. & Jia, X. (2006): Remote Sensing Digital Image Analysis. An introduction. (4. Auflage ed.) Berlin, Heidelberg, New York.
- Roller, N.E.G. & Cox, S. (1980): Comparison of Landsat MSS and merged MSS/RBV data for analysis of natural vegetation. In Proceedings of International Symposium on Remote Sensing of Environment, San Jose, Costa Rica, S. 1001-1007.
- Rosenfield, G.H. & Fitzpatrick-Lins, K. (1986): A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 52, no. 2, S. 223-227.
- Royer, A., Charbonneau, L. & Teillet, P.M. (1988): Interannual Landsat-MSS reflectance variation in an urbanized temperate zone. *Remote Sensing of Environment*, v. 24, S. 423-446.
- Saarland - Ministerium für Umwelt (2005): Inventur des Privatwaldes im Saarland.
- Sakuma, F., Ono, A., Tsuchida, S., Ohgi, N., Inada, H., Akagi, S. & Ono, H. (2005): On-board calibration of the ASTER Instrument. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 43, no. 12, S. 2715-2724.
- Sanz, C., Espana, M., Baret, F., Weiss, M., Vaillant, L., Hanocq, J.F., Sarrouy, C., Clastre, P., Bruguier, N., Chelle, M., Andrieu, B. & Zurfluh, O. (1997): Bidirectional characteristics of leaf reflectance and transmittance: measurement and influence on canopy bidirectional reflectance. In Guyot, G., and Phulpin, T., (Hrsg.), Physical measurements and signatures in remote sensing - Mesures physiques et signatures en télédétection. Rotterdam, Brookfield, A. A. Balkema, S. 583-590.
- Särndal, C.-W., Swensson, B. & Wretman, J. (1994): Model assisted survey sampling. New-York, v. 2. korrigierte Auflage,.
- Schaber, J. & Badeck, F.-W. (2003): Physiology-based phenology models for forest tree species in Germany. *International Journal of Biometeorology*, v. 47, no. 4, S. 193-201.
- Schardt, M. (1998): Erfassung forstlicher Parameter mittels Landsat/TM-Daten. *AFZ – Der Wald*, v. 24, S. 1461-1463.
- Schlerf, M., Atzberger, C. & Hill, J. (2005): Remote sensing of forest biophysical variables using HyMap imaging spectrometer data. *Remote Sensing of Environment*, v. 95, S. 177-194.
- Schlerf, M., Hill, J., Bärtsch, S. & Atzberger, C. (2003): Einfluß der spektralen und räumlichen Auflösung von Fernerkundungsdaten bei der Nadelwaldklassifikation. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, v. 1, S. 27-34.
- Schneider, E. (1986): 40 Jahre Landesforstverwaltung Rheinland-Pfalz. *AFZ – Der Wald*, v. 34/35, S. 834-837.
- Schnellbacher, J. (2000): Gemeinsame Sache – Forstverwaltungen entwickeln länderübergreifendes GIS. *GeoBit – Geoinformatik für die Praxis*, v. 5, S. 26-27.
- Schnelle, F. (1955): Pflanzenphänologie. Probleme der Bioklimatologie. 3. Band. Leipzig, Akademische Verlagsgesellschaft.

- Schnoklake, S. & Akça, A. (1998): Möglichkeiten und Grenzen der einfachen Luftbildauswertung. *AFZ – Der Wald*, v. 1998, no. 24, S. 1452-1453.
- Scholes, R.J. & Noble, I.R. (2001): Storing Carbon on Land. *Science*, v. 294, S. 1012-1013.
- Schöller, R.W. (2002): Waldgeschichte, Waldzustand und Waldbehandlung im geplanten Nationalpark Eifel. Band 8, 5. Jahrgang.
- Schott, J.R. (1997): Remote Sensing – The image chain approach. Oxford, New York, Oxford University Press.
- Schowengerdt, R.A. (1980): Reconstruction of multispatial, multispectral image data using spatial frequency content. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 46, no. 10.
- Schwind, W. (1986a): Der Waldwandel in der Vulkaneifel, einer Mittelgebirgsregion in der Forstdirektion Trier. In Rheinisches Landesmuseum Trier, (Hrsg.), Wald und Holz im Wandel der Zeit. Trier.
- Schwind, W. (1986b): Wald und Waldentwicklung in der Vulkaneifel. *AFZ – Der Wald*, v. 34/35, S. 843-846.
- Schwind, W. (1997): Der Waldwandel in der Vulkaneifel. In Rheinischer Verein für Denkmalpflege und Landschaftsschutz, L.R., Amt für rheinische Landeskunde,, (Hrsg.), Der Wald. Köln, Verlag des Rheinischen Vereins für Denkmalpflege und Landschaftsschutz, S. 43-50.
- Schwind, W. & Schüler, G. (2001): Substratreihen in der Zentraleifel. Ministerium für Umwelt und Forsten (Hrsg.): Mitteilungen der Landesforstverwaltung Mainz.
- Schwind, W.I., S. 76 – 84. (1985): Ein Streifzug durch die Geologie. Waldstandortskunde und Forstgeschichte der Vulkaneifel. In Verbandsgemeinde Daun, (Hrsg.), Heimatjahrbuch des Landkreises Daun. Daun.
- Sell, E.M. (2006): Der Einsatz von höchstauflösenden Satellitendaten zur Ableitung räumlicher Umweltdaten und -indikatoren für das Monitoring von Naturschutzflächen in Brandenburg. Universität Trier, Trier.
- Shen, S.S., Badhwar, G.D. & Carnes, J.G. (1985): Separability of Boreal forest species in the lake Jennette area, Minnesota. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 51, no. 11, S. 1775-1783.
- Shettigara, V.K. (1992): A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 58, no. 5, S. 561-567.
- Skole, D. & Tucker, C. (1993): Tropical deforestation and habitat fragmentation in the Amazon: Satellite Data from 1978 to 1988. *Science*, v. 260, S. 1905-1910.
- Smits, P.C., Dellepiane, S.G. & Schowengerdt, R.A. (1999a): Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping: a review and a proposal for a cost-based approach. *International Journal of Remote Sensing*, v. 20, no. 8, S. 1461-1486.

- Smits, P.C., Dellepiane, S.G. & Schowengerdt, R.A. (1999b): Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping: a review for a cost-based approach. *International Journal of Remote Sensing*, v. 20, no. 8, S. 1461-1486.
- Song, C. & Woodcock, C.E. (2002): The spatial manifestation of forest succession in optical imagery - The potential of multiresolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 82, S. 271-284.
- Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Pax-Lenney, M. & Macomber, S.A. (2001): Classification and change detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment*, v. 75, S. 230-244.
- Spanner, M.A., Pierce, L.L., Running, S.W. & Peterson, D.L. (1990): The seasonality of AVHRR data of temperate coniferous forests: Relationship with leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, v. 33, S. 97-112.
- Spot Image S. A. (2008): SPOT Image - Homepage. <http://www.spotimage.fr/> (19.05.2008).
- Stehman, S.V. (1992): Comparison of systematic and random sampling for estimating the accuracy of maps generated from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 58, no. 9, S. 1343-1350.
- Stehman, S.V. (1997a): Estimating standard errors of accuracy assessment statistics under cluster sampling. *Remote Sensing of Environment*, v. 60, S. 258-269.
- Stehman, S.V. (1997b): Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, v. 62, S. 77-89.
- Stehman, S.V. & Czaplewski, R.L. (1998): Design and analysis for thematic map accuracy assessment: Fundamental principles. *Remote Sensing of Environment*, v. 64, S. 331-344.
- Steinmeier, C., Schwarz, M., Holecz, F., Stebler, O. & Wagner, S. (2002): Evaluation moderner Fernerkundungsmethoden zur Sturmschadenserkennung im Wald. Birmensdorf, Eidgenössische Forschungsanstalt WSL.
- Stöcklin, J. (2004): Waldnutzung im Wandel der Zeit, Bericht über die 10. Baseler Botanik-Tagung 2004. *BAUHINIA*, v. 18, S. 49-58.
- Story, M. & Congalton, R.G. (1986): Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 52, S. 397-399.
- Strahler, A.H. (1980): The use of prior probabilities in maximum likelihood classification of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, v. 10, S. 135-163.
- Straka, H. (1953): Das Pflanzenkleid des Kreises Daun und seine Geschichte. Kreisverwaltung Daun (Hrsg.): Trier.
- Stürmer, W. (2004): Kombination von terrestrischen Aufnahmen und Fernerkundungsdaten mit Hilfe der kNN-Methode zur Klassifizierung und Kartierung von Wäldern. Universität Dresden, 152 S., Tharandt.
- Stürmer, W. & Köhl, M. (2005): Kombination von terrestrischen Aufnahmen und Fernerkundungsdaten mit Hilfe der k-Nächste-Nachbar-Methode zur Klassifizierung

- und Kartierung von Wäldern. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, no. 1, S. 23-36.
- Swain, P.H. & Davis, S.M. (1978): Fundamentals of pattern recognition in remote sensing. Swain, P.H. (Hrsg.): *Remote Sensing: The Quantitative Approach* New York, McGraw Hill Book Company, 136-185 S.
- Tanré, D., Deroo, C., Duhaut, P., Hermann, M., Mocrette, J.J., Perbos, J. & Deschamps, P.Y. (1990): Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum - the 5 S code. *International Journal of Remote Sensing*, v. 11, no. 4, S. 659-668.
- Tao, C.V. & Hu, Y. (2001): Use of the rational function model for image rectification. *Canadian Journal of Remote Sensing*, v. 27, no. 6, S. 593-602.
- Teillet, P. & Fedosejevs, G. (1995): On the dark target approach to atmospheric correction of remotely sensed data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, v. 21, S. 274-387.
- Teuber, K.B. (1990): Use of AVHRR imagery for large-scale forest inventories. *Forest Ecology and Management*, v. 33/34, S. 621-631.
- Thomé, K.J., Markham, B.L., Barker, L., Slater, P.N. & Biggar, S.F. (1997): Radiometric Calibration of Landsat. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 63, no. 7, S. 853-858.
- Tom, V.T. (1986): A synergistic approach for multispectral image restoration using reference imagery. In *Proceedings of IGRASS'86 Symposium*, Zürich, Switzerland, ESA publications division, S. 559-564.
- Tom, V.T. & Carlotto, M.J. (1985): Adaptive least-squares technique for multi-band image enhancement. In *Proceedings of ICASSP International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Tampa Florida, S. 704-707.
- Tom, V.T., Carlotto, M.J. & Scholten, D.K. (1985): Spatial resolution improvement of TM thermal band data. In *Proceedings of SPIE "Applications of Digital Image Processing VII"*, S. 384-390.
- Tomppo, E. (1997): Finnische Waldinventur. *AFZ – Der Wald*, v. 14, S. 743-744.
- Tomppo, E. (2000): National forest inventory of Finland and its role estimating the carbon balance of forest. *Biotechnology, Agronomy, Society and Environment*, v. 4, no. 4, S. 281-284.
- Tomppo, E. & Halme, M. (2004): Using coarse scale forest variables as ancillary information and weighting of variables in k-NN estimation: a genetic algorithm approach. *Remote Sensing of Environment*, v. 92, S. 1-20.
- Tomppo, E., Olsson, H., Ståhl, G., Nilsson, M., Hagner, O. & Katila, M. (2008): Combining national forest inventory field plots and remote sensing data for forest databases. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, S. 1982-1999.
- Tomppo, E. & Pekkarinen, A. (1997): Methodenerprobung der Finnischen Nationalen Multiquellen-Waldinventur in Nordrhein-Westfalen. In *Nordrhein-Westfalen, L.,*

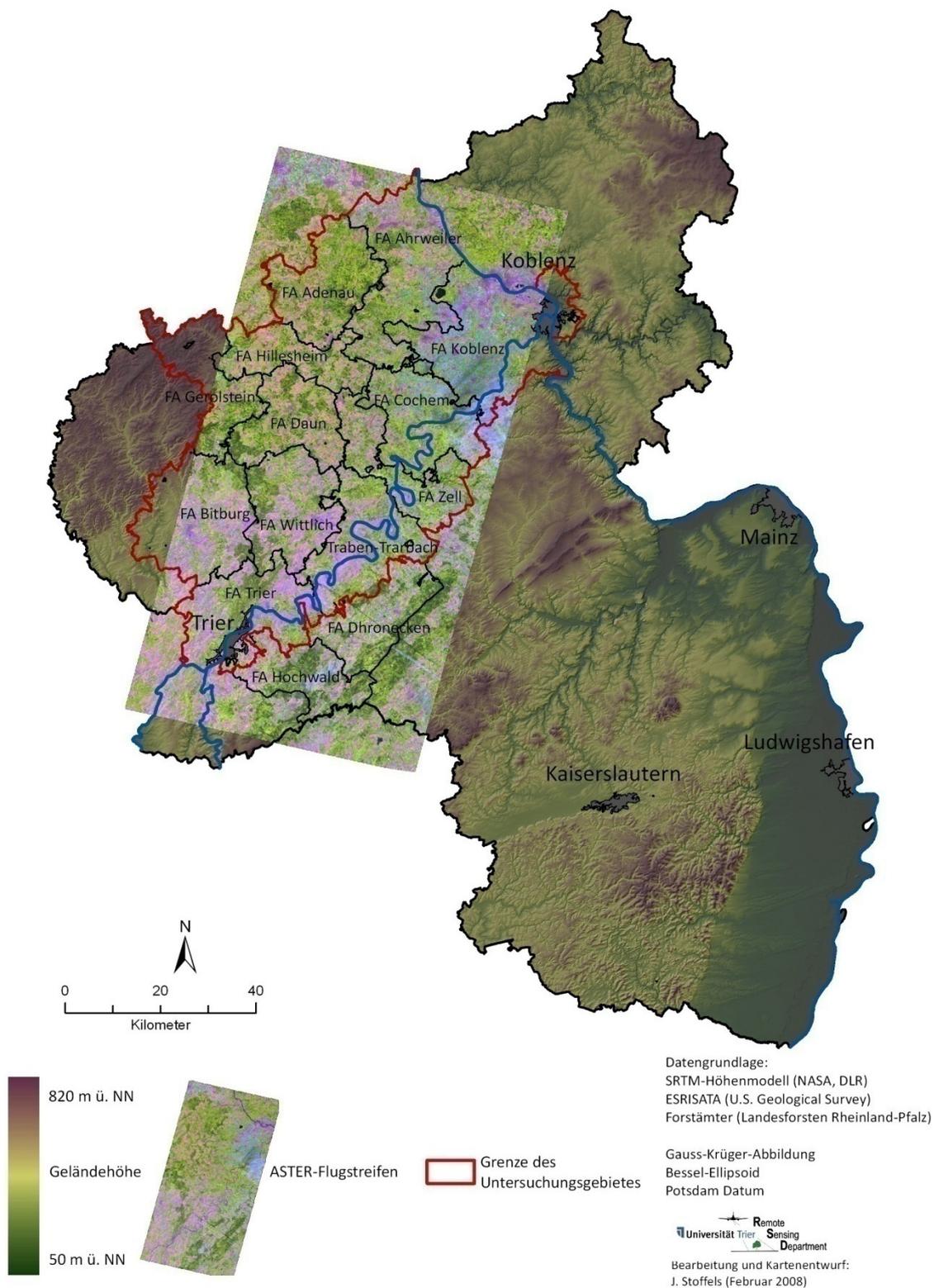
- (Hrsg.), Schriftenreihe der Landesforstverwaltung Nordrhein-Westfalen: Landeswaldinventur – Konzeption, Verfahrenstest, Ergebnisse. S. 52-67.
- Toutin, T. (2004): Geometric Processing of Remote Sensing Images: Models, Algorithms and Methods. *International Journal of Remote Sensing*, v. 25, no. 10, S. 1893-1892.
- Townshend, R.G., Justice, C.O., Gurney, C. & McManus, J. (1992): The impact of misregistration on change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 30, no. 5, S. 1054-1060.
- Trotter, C.M., Dymond, J.R. & Goulding, C.J. (1997): Estimation of timber volume in a coniferous plantation forest using Landsat TM *International Journal of Remote Sensing*, v. 18, no. 10, S. 2209-2223.
- Udelhoven, T., Hostert, P., Jarmer, T. & Hill, J. (2003): Klassifikation von Getreideflächen mit hyperspektralen Bilddaten des HyMap-Sensors. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, v. 1, S. 35-42.
- Ueckermann, D. (2003): Umweltvorsorge in der mittelfristigen Betriebsplanung in Rheinland-Pfalz. *Forst und Holz*, v. 58, no. 23-24, S. 731-735.
- Van der Meer, F.D. & De Jong, S.M. (2001): Imaging spectrometry – Basic principles and prospective applications. Dordrecht, Boston, London, Kluwer Academic Publishers.
- van Genderen, J., Lock, B. & Vass, P. (1978): Remote sensing: Statistical testing of thematic map accuracy. *Remote Sensing of Environment*, v. 7, no. (1978), S. 3-14.
- Varjo, J. (1996): Controlling continuously updated forest data by satellite remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, v. 17, no. 1, S. 43-67.
- Verbyla, D.L. & Hammond, T.O. (1995): Conservative bias in classification accuracy assessment due to pixel-by-pixel comparison of classified images with reference grids. *International Journal of Remote Sensing*, v. 16, no. 3, S. 581-587.
- Verbyla, D.L. & Hammond, T.O. (1996): How to lie with an error matrix. In Proceedings of GIS '96, Fort Collins.
- Vohland, M., Stoffels, J., Hau, C. & Schüler, G. (2007): Remote sensing techniques for forest parameter assessment: Multispectral classification and linear spectral mixture analysis. *Silva Fennica* v. 41, no. 3, S. 441- 456.
- Vrabel, J. (1996): Multispectral imagery band sharpening study. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 62, no. 9, S. 1075-1083.
- Walsh, S.J. (1980): Coniferous tree species mapping using Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, v. 9, S. 11-26.
- Wegmueller, U. & Werner, C.L. (1995): SAR interferometric signatures of forest. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 33, S. 1153-1161.
- Wenzel, I. (1962): Ödlandentstehung und Wiederaufforstung in der Zentralfifel. Arbeiten zur Rheinischen Landeskunde, Band 18, Bonn.

- Wenzel, I. (1997): Die Wiederbewaldung der Eifel im 19. Jahrhundert und ihre Bedeutung für Landschaft und Forstwirtschaft. In Rheinischer Verein für Denkmalpflege und Landschaftsschutz, L.R., Amt für rheinische Landeskunde, (Hrsg.), Der Wald. Köln, Verlag des Rheinischen Vereins für Denkmalpflege und Landschaftsschutz.
- Werle, O. (1974): Die naturräumlichen Einheiten auf Blatt 148/149 Trier-Mettendorf. Raumordnung, B.f.L.u. (Hrsg.): Geographische Landesaufnahme 1:200.000 – Naturräumliche Gliederung Deutschlands Bonn.
- Wilkinson, G.G. (1995): Forest mapping from multi-source satellite data using neural network classifiers – an experiment in Portugal. *Remote Sensing of Environment*, v. 12, S. 83-106.
- Williams, D.L. (1991): A comparison of spectral reflectance properties at the needle, branch, and canopy level for selected conifer species. *Remote Sensing of Environment*, v. 35, S. 79-93.
- Wolfe, D.W., Schwartz, M.D., Lakso, A.N., Otsuki, Y., Pool, R.M. & Shaulis, N.J. (2005): Climate change and shifts in spring phenology of three horticultural woody perennials in northeastern USA. *International Journal of Biometeorology*, v. 49, no. 5, S. 303-309.
- Wolff, B., Erhard, M., Holzhausen, M. & Kuhlow, T. (2003): Das Klima in den forstlichen Wuchsgebieten und Wuchsbezirken Deutschlands. Mitteilungen der Bundesforschungsanstalt für Forst- und Holzwirtschaft Hamburg, Nr. 211 Hamburg.
- Wolter, P.T., Mladenoff, D.J., Host, G.E. & Crow, T.R. (1995): Improved forest classification in northern lake states using multi-temporal Landsat imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 61, no. 9, S. 1129-1143.
- Wu, D. & Linders, J. (2000): Comparison of three different methods to select feature for discriminating forest cover types using SAR imagery. *International Journal of Remote Sensing*, v. 21, no. 10, S. 2089-2099.
- Wu, Q.X. & North, H.C. (2001): A multi-scale technique for detecting forest-cover boundary from L-band SAR images. *International Journal of Remote Sensing*, v. 22, no. 5, S. 757-722.
- Wulder, M.A. (1998): Optical remote-sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Progress in Physical Geography*, v. 22, no. 4, S. 449-476.
- Wulder, M.A. & Franklin, S.E. (2003): Remote sensing of forest environments – Concepts and case studies. Boston, Dordrecht, London.
- Wulder, M.A. & Franklin, S.E. (2007): Understanding forest disturbance and spatial pattern. Remote sensing and GIS approaches. Boca Raton, U.S.A.
- Wynne, R.H. & Carter, D.B. (1997): Will Remote Sensing Live Up to Its Promise for Forest Management? *Journal of Forestry*, v. 95, no. 10, S. 23-26.

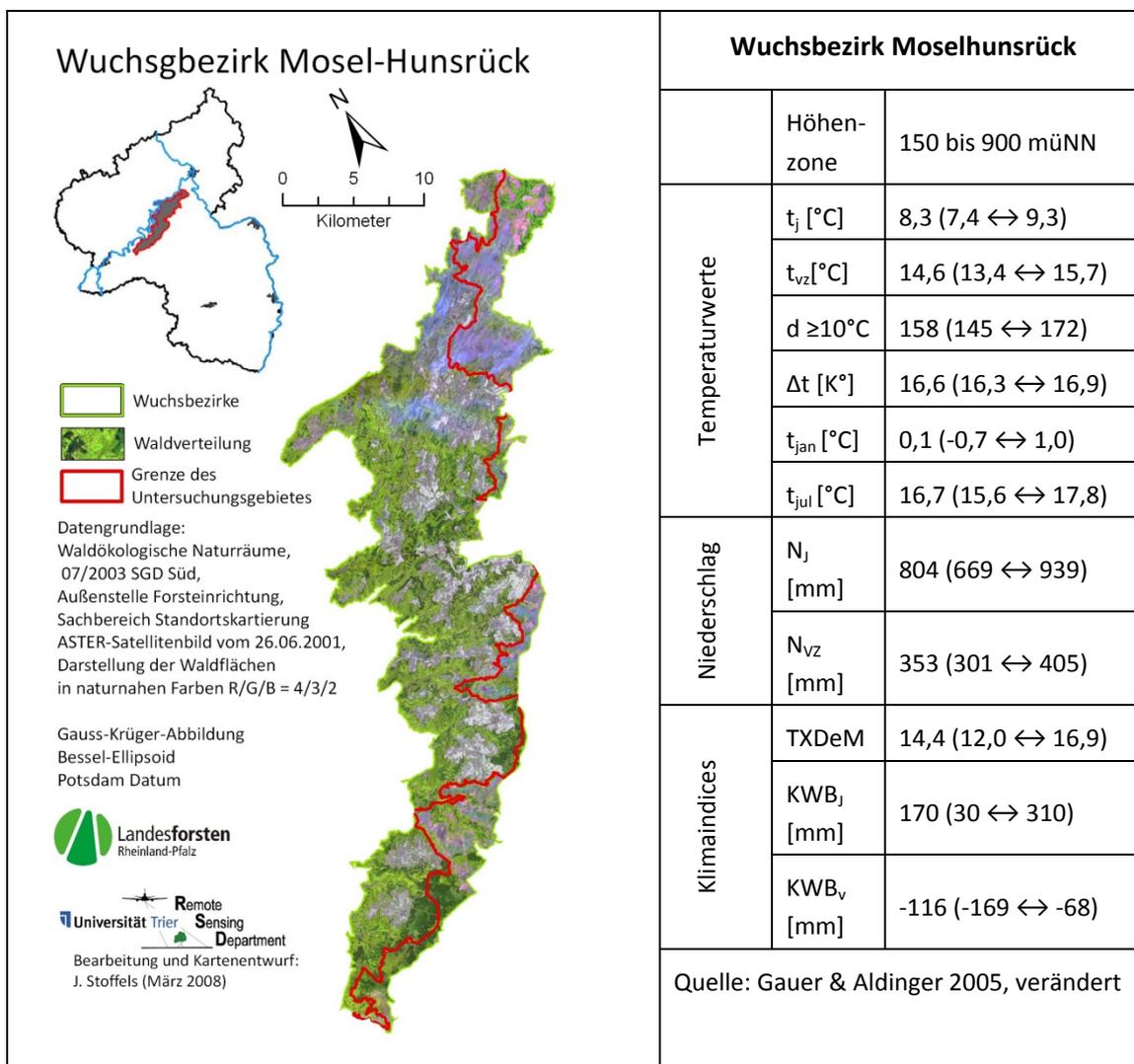
- Xian, G., Zhu, Z., Hoppus, M. & Fleming, M. (2002): Application of decision tree-techniques to forest group and basal area mapping using satellite imagery and forest inventory data. In Proceedings of Pecora 15/Land Satellite Information IV, Denver.
- Yamagushi, Y., Kahle, A., Tsu, H., Kawakami, T. & Pniel, M. (1998): Overview of ASTER. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 36, S. 1026-1071.
- Yocky, D.A. (1996): Multiresolution wavelet decomposition image merger of Landsat Thematic Mapper and SPOT panchromatic data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 62, no. 9, S. 1067-1074.
- Zahng, Q., Pavlic, G., Chen, W., Latifovic, R., Fraser, R. & Chilar, J. (2004): Deriving stand age distribution in boreal forests using SPOT VEGETATION and NOAA AVHRR imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 91, S. 405-418.
- Zenses, E. (1980): Reliefentwicklung in der nördlichen Eifel. Kölner Geographische Arbeiten Köln, v. Heft 38.
- Zhang, Y. (2004): Understanding Image Fusion. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 70, no. 6, S. 657-661.

Anhang

Anhang 5.1



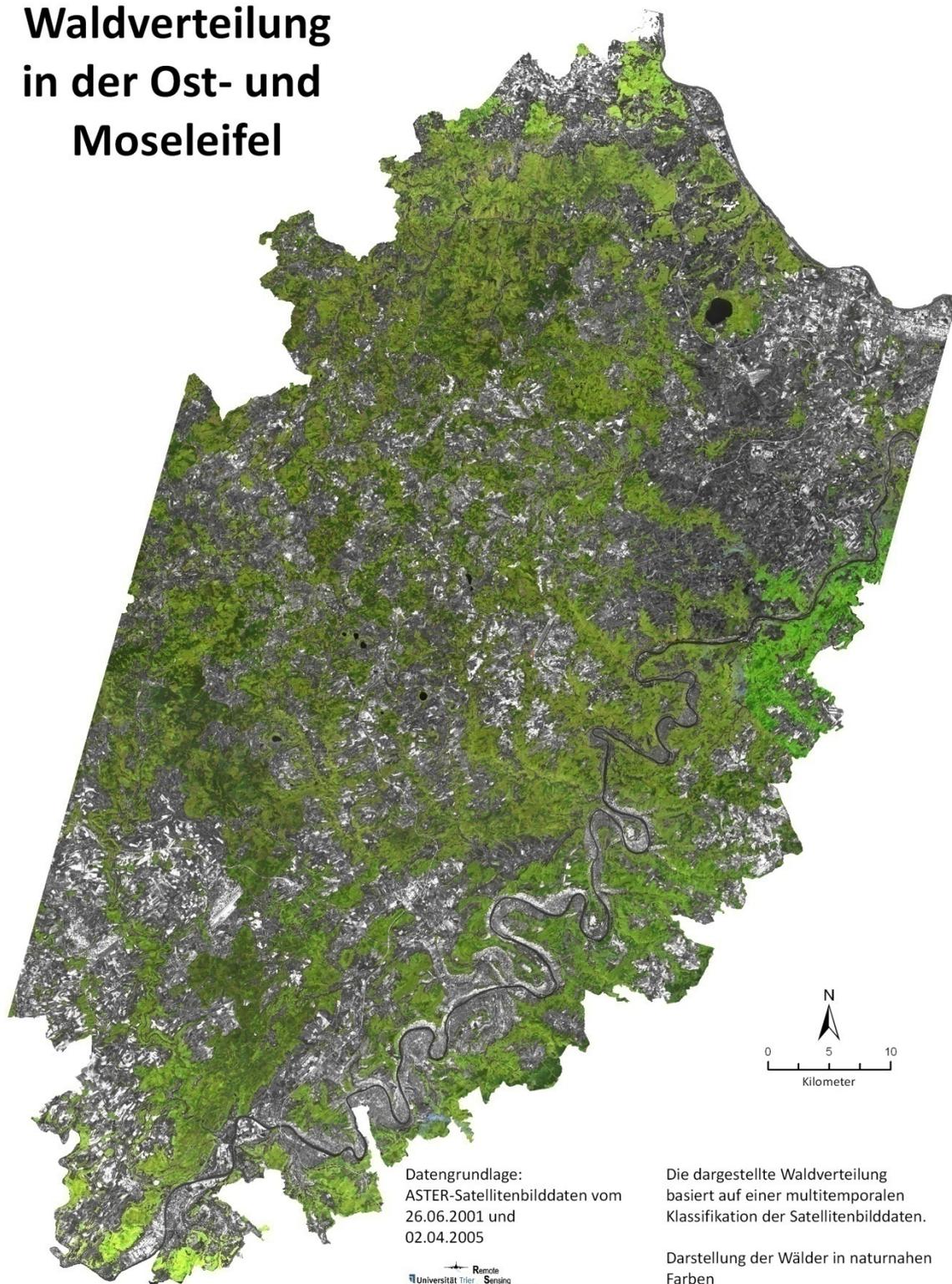
Anhang 5.2



	Fläche in km ²	Waldanteil in %	Laubbäume in %	Nadelbäume in %	Buche in %	Eiche in %	sonstige LB in %	Fichte in %	Kiefer in %	sonstige NB in %
Hunsrück (ges.)	2859	59	52	48	22	18	12	36	3	9
Moselhunsrück	484	65	59	41	19	28	13	28	3	10

Anhang 9.1

Waldverteilung in der Ost- und Moseleifel



Datengrundlage:
ASTER-Satellitenbilddaten vom
26.06.2001 und
02.04.2005



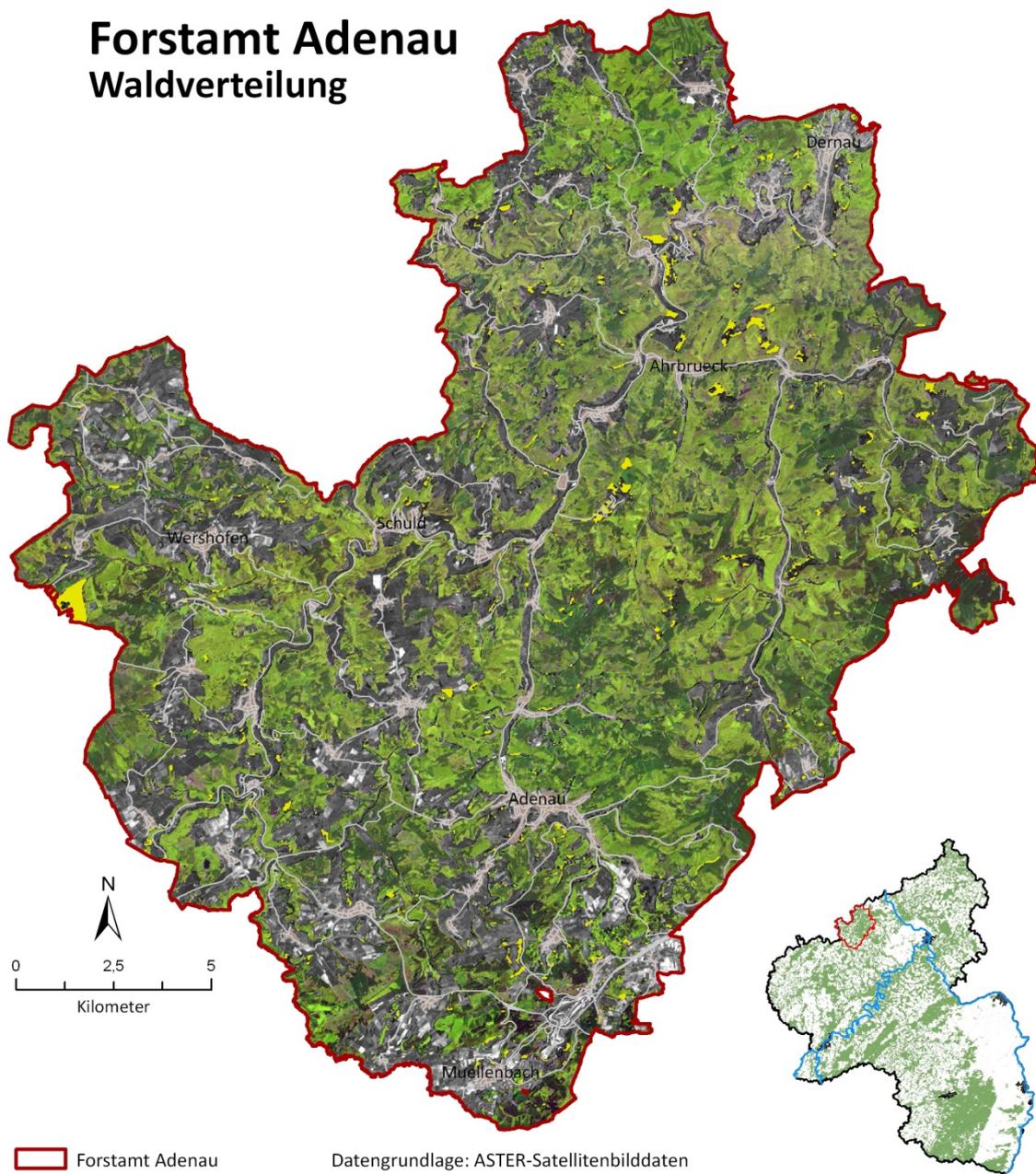
Bearbeitung und Kartenentwurf:
J. Stoffels (Juni 2007)

Die dargestellte Waldverteilung
basiert auf einer multitemporalen
Klassifikation der Satellitenbilddaten.

Darstellung der Wälder in naturnahen
Farben
(Rot/Grün/Blau = ASTER 5/4/3)
Hintergrund (Grau = ASTER 1)

Anhang 9.2

Forstamt Adenau Waldverteilung



-  Forstamt Adenau
-  Orte
-  Waldverteilung
-  fehlerhaft ausgewiesene Waldflächen in ATKIS
-  fehlende Waldflächen in ATKIS

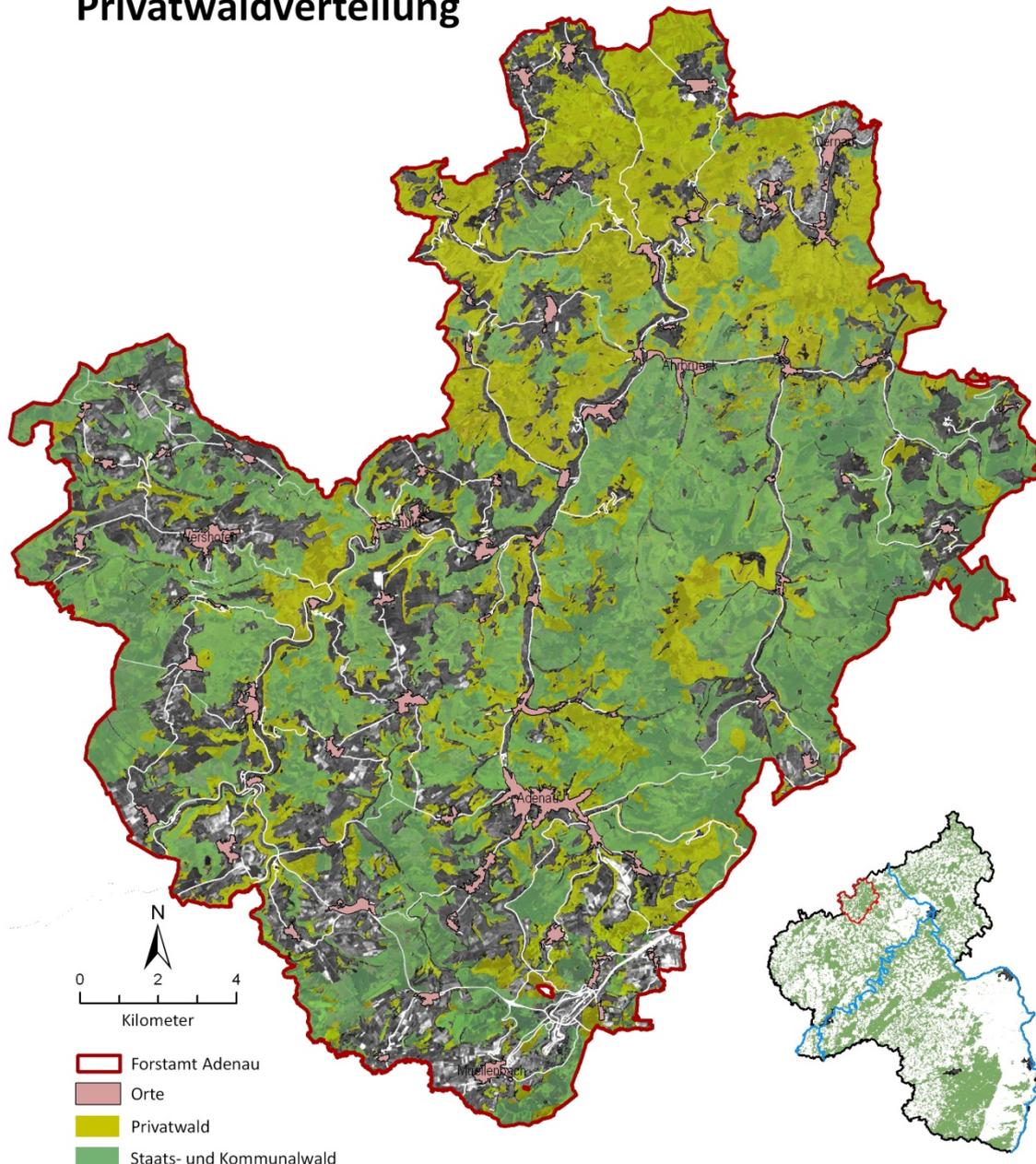
Datengrundlage: ASTER-Satellitenbilddaten vom 26.06.2001 und 02.04.2005
 ATKIS-Strassennetz LVerGeo RLP
 Die dargestellte Waldverteilung und die Aktualisierung der Grundgeometrie der Wälder basiert auf einer multitemporalen Klassifikation von ASTER-Satellitenbilddaten.
 Darstellung der Wälder in naturnahen Farben (Rot/Grün/Blau = ASTER 5/4/3)
 Hintergrund (Grau = ASTER 1)



Bearbeitung und Kartentwurf:
 J. Stoffels (Juni 2008)

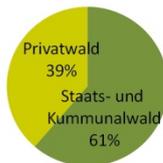
Anhang 9.3

Forstamt Adenau Privatwaldverteilung



- Forstamt Adenau
- Orte
- Privatwald
- Staats- und Kommunalwald

Datengrundlage:
 ASTER-Satellitenbilddaten vom
 26.06.2001 und
 02.04.2005
 ATKIS-Strassennetz
 LVermGeo RLP



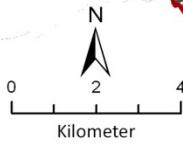
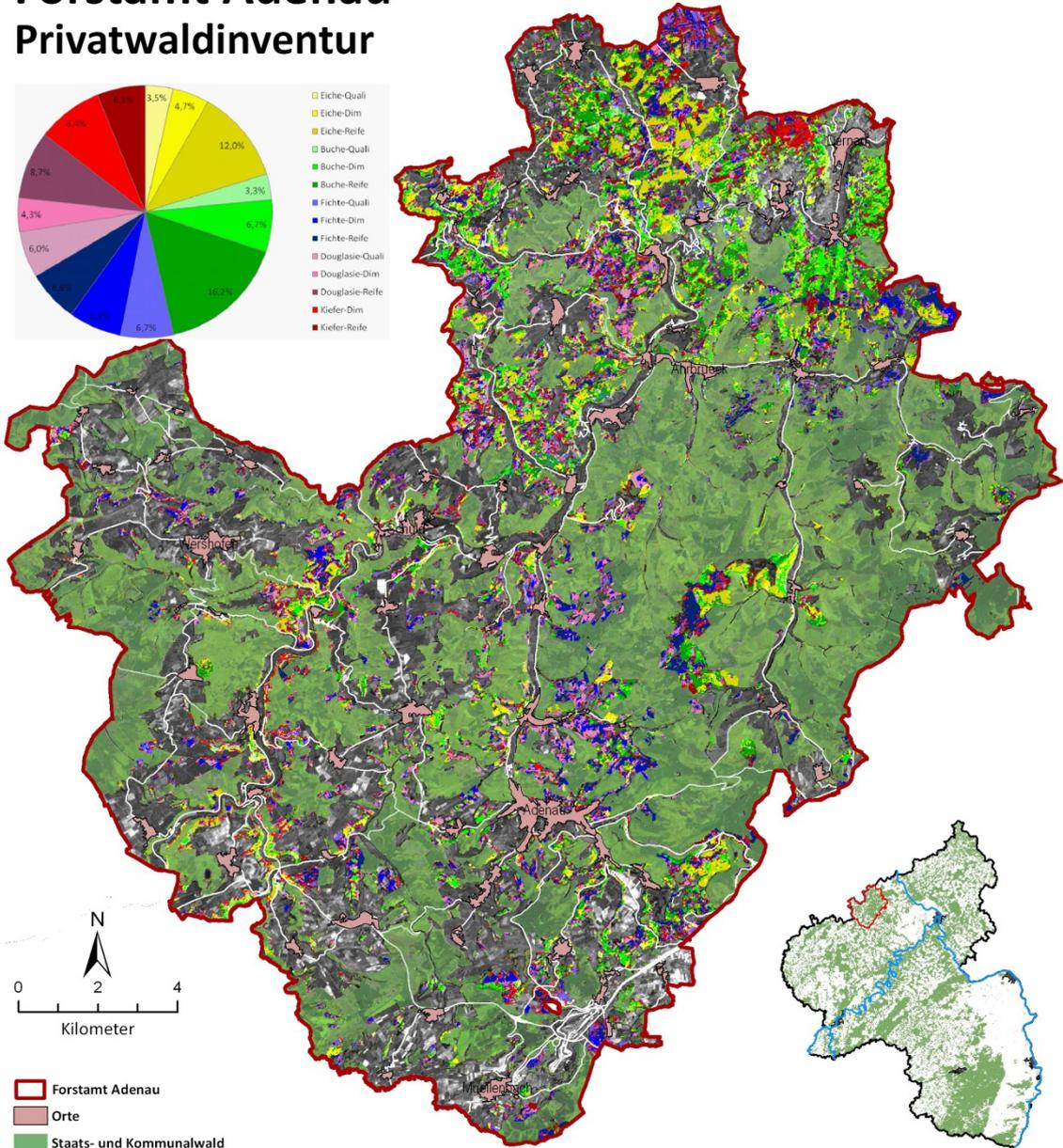
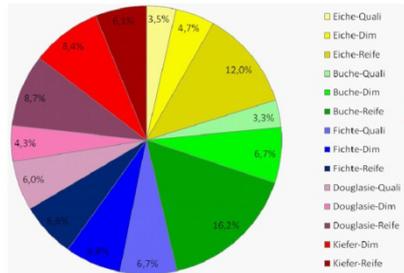
Forstamt Adenau
 Gesamtwaldfläche: 26110 ha
 Staats- und
 Kommunalwald: 16020 ha
 Privatwald: 10090 ha



Bearbeitung und Kartenentwurf:
 J. Stoffels (Juni 2008)

Anhang 9.4

Forstamt Adenau Privatwaldinventur



- Forstamt Adenau
- Orte
- Staats- und Kommunalwald
- Eiche-Qualifizierung
- Buche-Qualifizierung
- Fichte-Qualifizierung
- Douglasie-Qualifizierung
- Kiefer-Dimensionierung
- Eiche-Dimensionierung
- Buche-Dimensionierung
- Fichte-Dimensionierung
- Douglasie-Dimensionierung
- Kiefer-Reife
- Eiche-Reife
- Buche-Reife
- Fichte-Reife
- Douglasie-Reife

Datengrundlage:
ASTER-Satellitenbilddaten vom
26.06.2001 und
02.04.2005
ATKIS-Strassennetz
lVermGeo RLP

Privatwald Forstamt Adenau
Eiche-Quali: 304 ha
Eiche-Dim: 438 ha
Eiche-Reife: 1112 ha
Buche-Quali: 304 ha
Buche-Dim: 626 ha
Buche-Reife: 1509 ha

Fichte-Quali: 627 ha
Fichte-Dim: 628 ha
Fichte-Reife: 614 ha

Doug-Quali: 554 ha
Doug-Dim: 404 ha
Doug-Reife: 807 ha

Kiefer-Dim: 782 ha
Kiefer-Reife: 570 ha

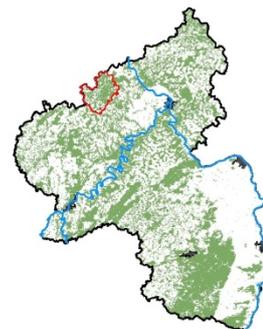


Bearbeitung und Kartenentwurf:
J. Stoffels (Juni 2008)

Anhang 9.5

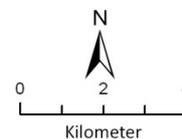
Forstamt Adenau

Klassifikationsergebnis für Staats- und Kommunalwälder



 Orte	 Fichte-Qualifizierung
 Privatwald	 Fichte-Dimensionierung
 Eiche-Qualifizierung	 Fichte-Reife
 Eiche-Dimensionierung	 Douglasie-Qualifizierung
 Eiche-Reife	 Douglasie-Dimensionierung
 Buche-Qualifizierung	 Douglasie-Reife
 Buche-Dimensionierung	 Kiefer-Dimensionierung
 Buche-Reife	 Kiefer-Reife

Datengrundlage:
 ASTER-Satellitenbilddaten vom
 26.06.2001 und
 02.04.2005
 ATKIS-Strassennetz
 LVermGeo RLP

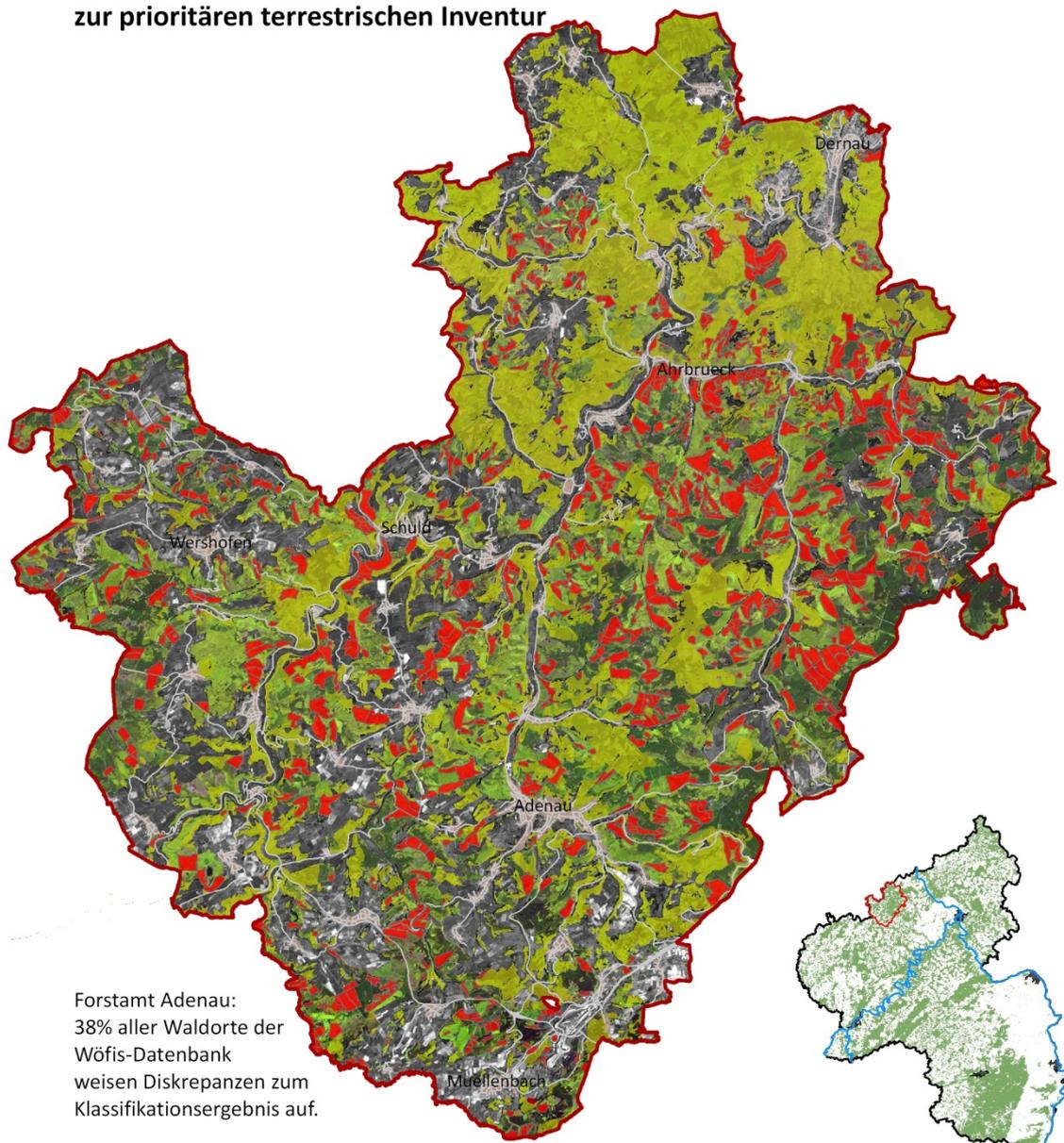


Bearbeitung und Kartenentwurf:
 J. Stoffels (Juni 2008)

Anhang 9.6

Forstamt Adenau

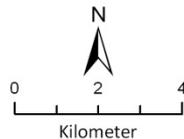
Identifikation von Verdachtsflächen zur prioritären terrestrischen Inventur



Forstamt Adenau:
38% aller Waldorte der
Wöfis-Datenbank
weisen Diskrepanzen zum
Klassifikationsergebnis auf.

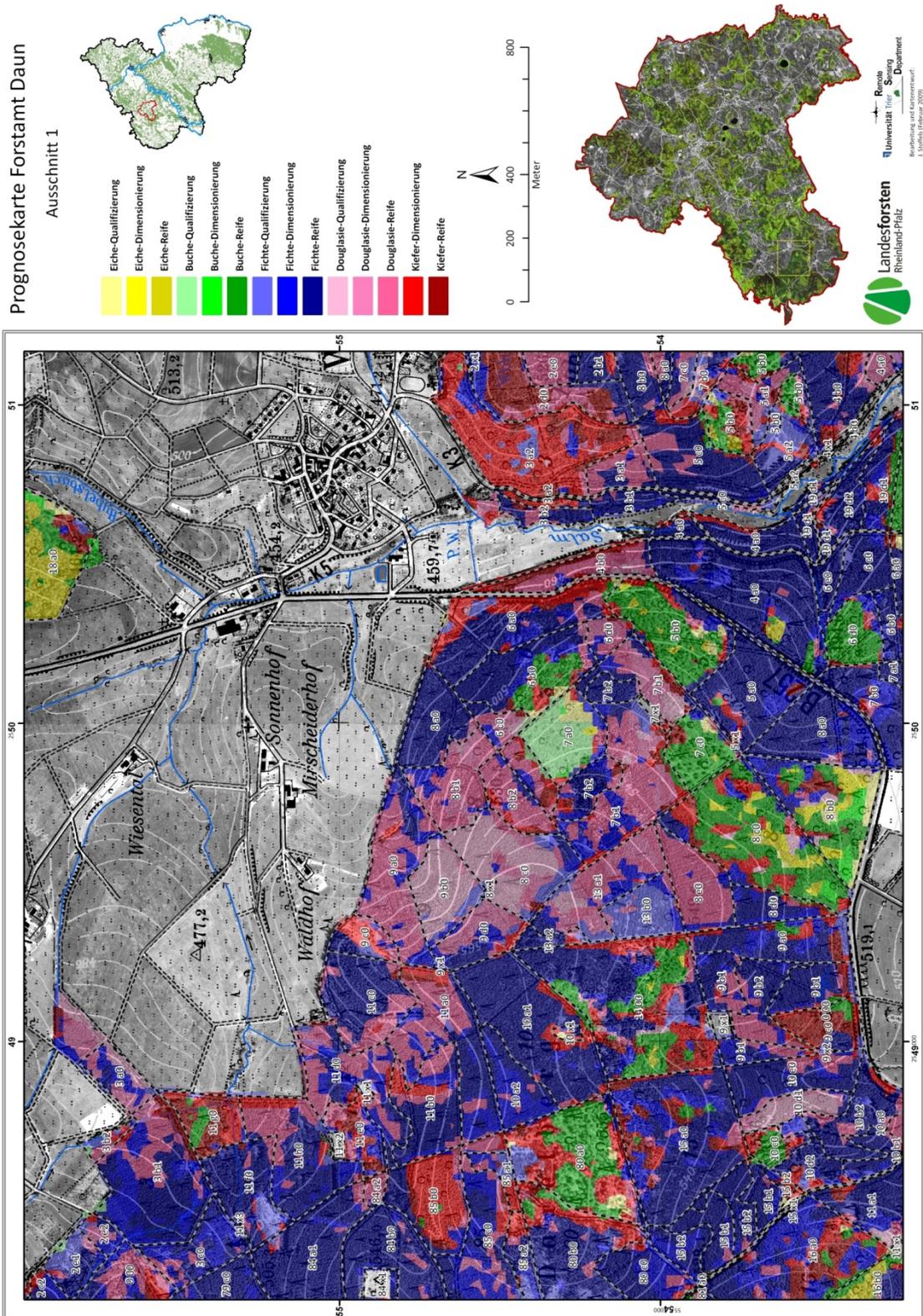
- Forstamt Adenau
- Verdachtsflächen
- Orte
- Privatwald

Datengrundlage:
ASTER-Satellitenbilddaten vom
26.06.2001 und
02.04.2005
ATKIS-Strassennetz
LVerGeo RLP



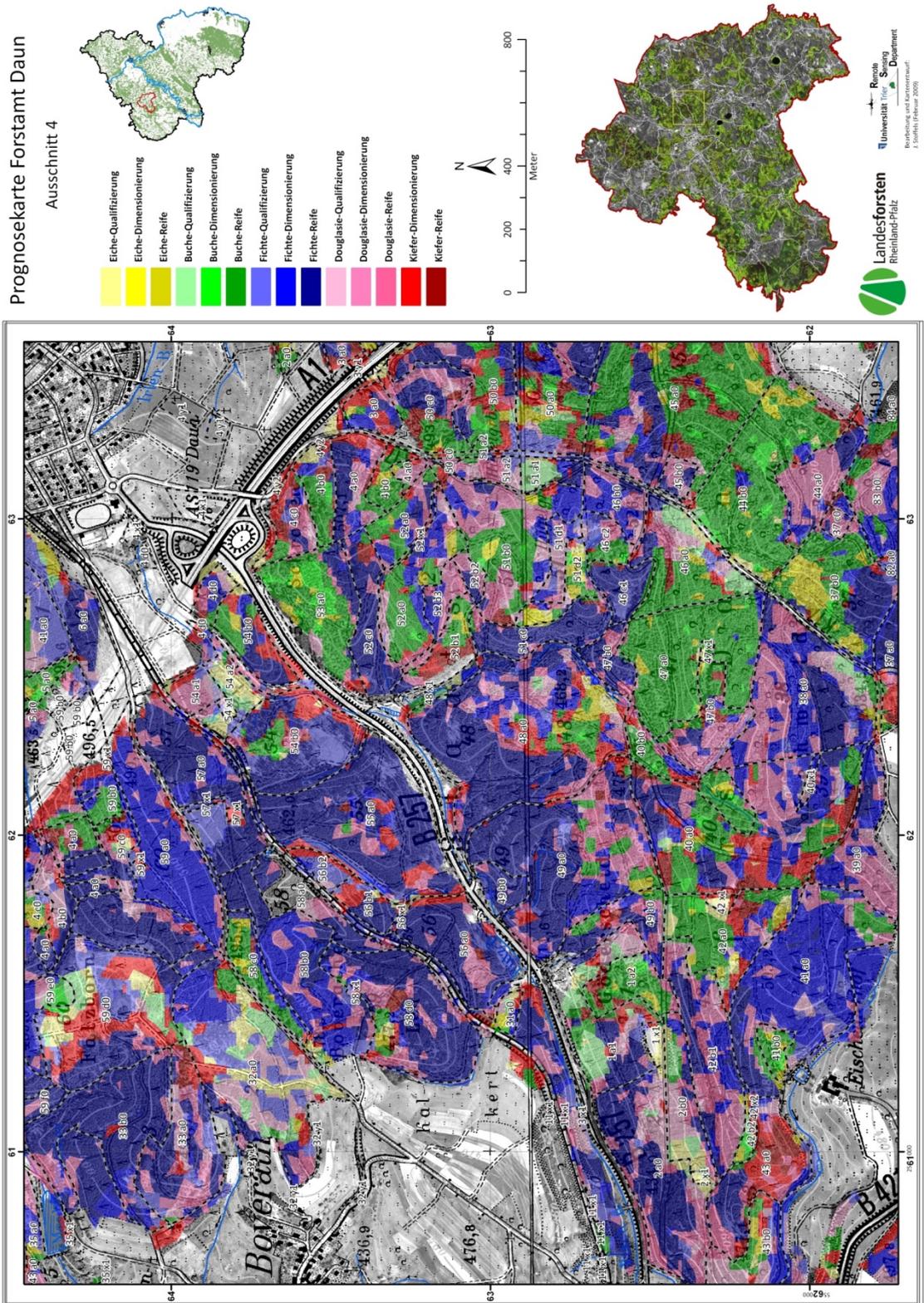
Bearbeitung und Kartenentwurf:
J. Stoffels (Juni 2008)

Anhang 9.7



Ausschnitt aus der finalen Prognosekarte FA-Daun. Klassifikationsergebnis kombiniert mit hochauflösenden Luftbildern und überlagert durch Topographische Karte (TK 25) des Landesamtes für Vermessung und Geobasisinformation Rheinland-Pfalz.

Anhang 9.8



Ausschnitt aus der finalen Prognosekarte FA-Daun. Klassifikationsergebnis kombiniert mit hochauflösenden Luftbildern und überlagert durch Topographische Karte (TK 25) des Landesamtes für Vermessung und Geobasisinformation Rheinland-Pfalz.

Lebenslauf

Name Johannes Stoffels

Wohnort: Grabenstraße 21
D-54290 Trier

Staatsangehörigkeit: deutsch

Geburtsdatum 29.10.1977

Geburtsort Trier

Schulbildung:

8/1984 – 7/1988 Grundschule St. Paulin, Trier

8/1988 – 7/1997 Hindenburg Gymnasium Trier

Studium:

10/1998 – 05/2004 Angewandte Physische Geographie / Geowissenschaften
(Abschluss Dipl.-Geograph) an der Universität Trier

Thema der Abschlussarbeit: "Vergleich verschiedener digitaler Höhenmodelle zur Verbesserung von Landbedeckungsklassifikationen am Beispiel des Naturraums Ostkarpaten"

09/2004 – 2008 Promotionsstudium Geographie / Geowissenschaften der
Universität Trier, Fach Fernerkundung

Berufliche Tätigkeiten:

09/2004 – 08/2006 Promotionsstipendium der Landesgraduiertenförderung
Rheinland-Pfalz.

08/2006 – 2009 Wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fach Fernerkundung
der Universität Trier