Reihe C Dissertationen Heft Nr. 651

Matthias Schramm

Unüberwachte lineare spektrale Entmischung mit Anwendungen für Baumdichteabschätzungen in semiariden Regionen Afrikas

München 2010

Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften in Kommission beim Verlag C. H. Beck

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5063-1

Reihe C Dissertationen Heft Nr. 651

Unüberwachte lineare spektrale Entmischung mit Anwendungen für Baumdichteabschätzungen in semiariden Regionen Afrikas

Von der Fakultät für Bauingenieurwesen und Geodäsie der Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover zur Erlangung des Grades

Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)

genehmigte Dissertation

von

Dipl.-Ing. Matthias Schramm

München 2010

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

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5063-1

Adresse der Deutschen Geodätischen Kommission:



Deutsche Geodätische Kommission

Alfons-Goppel-Straße 11 ● D – 80 539 München

Telefon +49 – 89 – 23 031 1113 ● Telefax +49 – 89 – 23 031 - 1283 / - 1100

e-mail hornik@dgfi.badw.de ● http://www.dgk.badw.de

Prüfungskommission

Vorsitzender: Prof. Dr.-Ing. Jakob Flury, Institut für Erdmessung,

Leibniz Universität Hannover

Referent: Prof. Dr.-Ing. habil. Christian Heipke, Institut für Photogrammetrie und

GeoInformation, Leibniz Universität Hannover

Korreferenten: Prof. Dr.-Ing. habil. Hansjörg Kutterer, Geodätisches Institut Hannover,

Leibniz Universität Hannover

Prof. Dr.-Ing. Günter Strunz, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt,

Deutsches Fernerkundungsdatenzentrum

Tag der Einreichung der Arbeit: 24.11.2009
Tag der mündlichen Prüfung: 08.02.2010

© 2010 Deutsche Geodätische Kommission, München

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

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5063-1

Kurzfassung

In den semiariden Regionen Afrikas ist die Vegetation wegen des wachsenden Bevölkerungsdrucks der letzten Jahrzehnte starken Veränderungen ausgesetzt. Um diese zu quantifizieren, ist eine flächendeckende Überwachung notwendig, wofür häufig Fernerkundungsdaten eingesetzt werden. Besonders in semiariden Regionen haben sich dabei Verfahren der spektralen Entmischung als sensitiver für Landbedeckungsveränderungen herausgestellt als alternative Klassifikationsverfahren.

Es existieren bereits mehrere Ansätze der spektralen Entmischung. Alle haben gemein, dass sie genaue Spektren der einzelnen Bestandteile eines Pixels benötigen, um aus dessen Spektrum die verschiedenen Oberflächenanteile zu berechnen. Diese Spektren der Oberflächenbestandteile können auf mehreren Wegen bestimmt werden. Für eine Operationalisierung verspricht eine Bestimmung direkt aus dem zu untersuchenden Bilddatensatz den meisten Erfolg. Hierfür wurden bereits mehrere Verfahren entwickelt, die in semiariden Regionen allerdings nur bedingt eingesetzt werden können. Aussagen über die genaue Anzahl verschiedener Oberflächenbestandteile, die für eine Modellbildung benötigt werden, basieren bisher auf manuellen Überprüfungen einzelner Datensätze.

In dieser Arbeit wird deshalb ein neues Modell zur unüberwachten linearen spektralen Entmischung entwickelt, welches nicht den Restriktionen herkömmlicher Verfahren unterliegt. Weiterhin wird ein Ansatz vorgestellt, automatisch die Anzahl der verschiedenen Oberflächenbestandteile innerhalb der Pixel zu bestimmen. Zuletzt wird ein rudimentäres Transfermodell dargelegt, mit dem aus einzelnen Oberflächenbestandteilen die Baumdichte errechnet werden kann.

Das Potential dieser Methoden wird anhand verschiedener Datensätze analysiert. Zunächst wird ein synthetischer Datensatz verwendet, um die Genauigkeit des unüberwachten Entmischungsmodells zu untersuchen. Weiterhin wird das Modell auf Satellitendatensätze der Aufnahmesysteme ASTER und ETM+ von verschiedenen Aufnahmezeitpunkten angewendet. Die Untersuchungsgebiete liegen dabei in den semiariden Regionen West- und Südafrikas.

Es hat sich herausgestellt, dass das Modell zur direkten Bestimmung von Spektren einzelner Oberflächenbestandteile aus dem Datensatz im Vergleich zu alternativen Verfahren in den semiariden Untersuchungsgebieten eine höhere innere Genauigkeit aufweist. Das Transfermodell liefert dagegen bisher unzureichende Ergebnisse. Wegen der hochvariablen Anteile verschiedener Oberflächenbestandteile in Bäumen ergeben sich starke Schwankungen und Abweichungen zu höchstauflösenden Referenzdaten.

Abstract

An unsupervised spectral unmixing model for tree density estimation in African semi arid regions.

In the semi arid regions of Africa the increasing population pressure over the last decades has led to acute changes in the vegetation. To quantify these changes, an area wide monitoring, which is mostly implemented using remote sensing data, is necessary. Especially in semi arid regions spectral unmixing techniques were shown to be more sensitive to land cover change in comparison to alternative classification methods.

Several spectral unmixing approaches exist today. All of them require highly accurate spectra of all target components to calculate their fraction from the spectra of every pixel. The component spectra can be measured in different ways. For an operationalisation a detection directly from the image dataset is the most promising. Therefore several approaches have been developed, but their usability in semi arid region is limited. Currently information about the accurate count of different pixel components, which is required for modelling, is based on manual validation of single datasets.

This thesis therefore develops a new unsupervised linear spectral unmixing model, which is not subject to the limitations of conventional procedures. Furthermore a possible approach is discussed for automatically detecting the number of different surface components underlying each pixel. Finally an elementary transfer model is shown, to calculate the tree density from the single surface components.

The potential of these methods are discussed based on several datasets. First a synthetic dataset is used for analyzing the accuracy of the unsupervised unmixing approach. Furthermore the model is applied to several ASTER— and ETM+—datasets with different acquisition dates. The study areas are semi arid regions in western and southern Africa.

The model detecting single component spectra directly from the dataset emerged as more accurate than alternative approaches in the semi arid study areas. On the other hand the transfer model for calculating tree density is proved to be inadequate. Due to the highly variable proportions of surface components in woody areas large fluctuations and strong discrepancies compared to highest resolution datasets are detected.

Inhaltsverzeichnis

A	bbild	lungsv	erzeichnis	7
Ta	abelle	enverz	eichnis	9
1	Ein	leitung		11
	1.1	Motiv	ation	11
	1.2	Ziel u	nd Aufbau der Arbeit	13
2	The	eoretise	che Grundlagen und Stand der Forschung	15
	2.1	Einflu	ss der Atmosphäre	15
	2.2	Spekti	rale Entmischung	17
		2.2.1	Lineare spektrale Entmischung	17
		2.2.2	Nichtlineare spektrale Entmischung	23
	2.3	Aspek	te bei der Bestimmung der Endmemberspektren	24
		2.3.1	Arten der Bestimmung	24
		2.3.2	Schatten	25
		2.3.3	Optimale Anzahl von Endmembern	26
	2.4	Bewer	tung der spektralen Entmischungsansätze	27
		2.4.1	Endmemberspektren	27
		2.4.2	Anzahl der Endmember	29
		2.4.3	Robustheit des Entmischungsmodells	29
		2.4.4	Nichtlineare Entmischung	31
		2.4.5	Fazit	31
	2.5	Berech	nnung von Baumbedeckungsgraden	31
3	Ein	neues	Modell der unüberwachten spektralen Entmischung	33
	3.1	Unübe	erwachte Detektion von Endmemberspektren	33
		3.1.1	Beobachtungsgleichungen	33
		3.1.2	Pixelnachbarschaften	35
		3.1.3	Vorverarbeitung der Daten	37
		3.1.4	Näherungswerte	37
		3.1.5	Anzahl der Endmember	37
		3.1.6	Berechnung der Endmemberspektren	39
	3.2	Berecl	nnung von Baumbedeckungsgraden	41

INHALTSVERZEICHNIS 6

4	Val	idierung anhand synthetischer Daten	43
	4.1	Erstellung synthetischer Datensätze	43
	4.2	Unterschiedliche Endmemberkombinationen in den Pixeln einer Nachbarschaft	44
	4.3	Verschiedene Kombinationen bei unbekannter Endmemberanzahl	46
	4.4	Signalrauschen	48
	4.5	Synthetische Landschaft	49
	4.6	Fazit	55
5	Vali	idierung anhand von Satellitendaten	56
	5.1	Untersuchungsgebiete	56
		5.1.1 Westliches Afrika	56
		5.1.2 Südliches Afrika	58
	5.2	Datengrundlage	60
		5.2.1 Der ASTER–Sensor	60
		5.2.2 Der Sensor ETM+	61
	5.3	Unüberwachte Entmischung am praktischen Beispiel	61
		5.3.1 Unüberwachte Entmischung	61
		5.3.2 Genauigkeit der unüberwachten Entmischung	65
		5.3.3 Untersuchung ausgewählter Landbedeckungstypen	67
	5.4	Transferfunktion zu den Baumanteilen	71
		5.4.1 Berechnung	71
		5.4.2 Genauigkeitsbetrachtung	73
	5.5	Übertragbarkeit	75
		5.5.1 Zeitliche Übertragbarkeit	75
		5.5.2 Räumliche Übertragbarkeit	82
		5.5.3 Verschiedene Plattformen	89
	5.6	Fazit	92
6	Faz	it und weiterführende Forschungsfelder	94
\mathbf{A}	Aus	sgleichungsmodell vermittelnder Beobachtungen	97
В	Chs	arakteristika verwendeter Sensoren	99
_	B.1		
		ETM+	
Li	terat	turverzeichnis	103

Abbildungsverzeichnis

2.1	Effekte bei der Wechselwirkung zwischen Photonen und Atomen	16
2.2	Einfluss der Atmosphäre auf das Sonnenspektrum	17
2.3	Schematische Darstellung möglicher Wege des Strahlungsflusses	17
2.4	Prinzip der spektralen Entmischung im Merkmalsraum	18
2.5	Der MESMA-Ansatz	21
2.6	Ridd's V-I-S–Modell	22
2.7	Lineare Abhängigkeiten	28
3.1	Modell der unüberwachten spektralen Entmischung	34
3.2	Endmember und von ihnen aufgespannter Unterraum	
3.3	Überzählig modellierte Endmember	38
3.4	Modell der Bestimmung der optimalen Endmemberanzahl $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	39
3.5	Schnittpunkt von Unterräumen	
3.6	Punktwolke und bestanpassende Unterräume	40
4.1	Einfluss mehrerer Endmemberkombinationen auf den bestanpassenden Unterraum bei bekannter	
	Endmemberanzahl	45
4.2	Einfluss mehrerer Endmemberkombinationen auf den bestanpassenden Unterraum bei unbekann-	
	ter Endmemberanzahl	46
4.3	Einfluss mehrerer Endmemberkombinationen auf den bestanpassenden Unterraum bei unbekann-	
	ter Endmemberanzahl	47
4.4	Einfluss des Signalrauschens auf den bestanpassenden Unterraum	48
4.5	Einfluss des Signalrauschens auf den bestanpassenden Unterraum	
4.6	Synthetische Landschaft	49
4.7	Synthetischer Datensatz	51
4.8	Verwendete und verworfene Nachbarschaftsfenster	52
4.9	Genauigkeit der synthetischen Landschaft	54
4.10	Einfluss des Signalrauschens auf die Wahl der Endmemberkombination	54
5.1	Landbedeckungszonen in Westafrika	57
5.2	Landbedeckungszonen in Südafrika	59
5.3	Darstellung des Nationalparks Bontioli, Burkina Faso	62
5.4	Endmemberanteile der Region um den Nationalpark Bontioli, Burkina Faso	64
5.5	Referenzdatensatz für den Nationalpark Bontioli / Burkina Faso	65
5.6	Vergleich der Residuen aus dem MESMA–Ansatz mit Spektren aus neuem und herkömmlichen	
	Ansatz	66

5.7	Ausschnitt des Nationalparks Bontioli	67
5.8	Grad der optimalen Anpassung eines Unterraumes an ein Segment	68
5.9	Grad der Anpassung bei heterogenen Oberflächenanteilen	69
5.10	Grad der Anpassung an eine heterogene Landschaft	70
5.11	Einfluss von Sättigung des Signals auf Unterraumberechnung	72
5.12	Ermittelter Baumbedeckungsgrad	73
5.13	Differenz zwischen errechnetem und wahrem Baumbedeckungsgrad	74
5.14	Ausschnitt des Nationalparks Bontioli zum Ende der Trockenzeit $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	76
5.15	End memberanteile im Nationalpark Bontioli / Burkina Faso zum Ende der Trockenzeit	78
5.16	Ermittelter Baumanteil im Nationalpark Bontioli zum Ende der Trockenzeit	79
5.17	Differenz zwischen errechnetem und wahrem Baumbedeckungsgrad zu verschiedenen Zeitpunkten	80
5.18	Boxplot der Differenzen zwischen errechneten und wahren Baumbedeckungsgraden $\dots \dots$	81
5.19	Ausschnitt des Nationalparks Pendjari / Benin zum Ende der Trockenzeit $\ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots$	82
5.20	$Modellierung\ des\ Baumbestandes\ im\ Nationalpark\ Pendjari\ /\ Benin\ aus\ einem\ ASTER-Datensatz$	83
5.21	Aus einem IKONOS–Referenzbild ermittelter Baumanteil im Nationalpark Pendjari / Benin $$	84
5.22	Ausschnitt der Farm Erichsfelde / Namibia in der Trockenzeit $\ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots$	85
5.23	Endmemberanteile der Farm Erichsfelde / Namibia in der Trockenzeit	87
5.24	Baumdichteabschätzung der Farm Erichsfelde / Namibia $\ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots \ \ldots$	88
5.25	Ausschnitt eines ETM+–Datensatzes des Nationalparks Pendjari / Benin	89
5.26	Endmemberanteile im Nationalpark Pendjari / Benin aus einem ETM+–Datensatz $\ \ldots \ \ldots \ \ldots$	91
5.27	Residuen des MESMA–Ansatzes eines ETM+–Datensatzes des Nationalparks Pendjari / Benin $$.	92
B.1	Normierte Sensitivität des ASTER–Sensors	100

Tabellenverzeichnis

2.1	Typische Absorptionsbanden ausgewählter Atmosphärengase	16
2.2	Typische Absorptionsbanden ausgewählter Oberflächenstrukturen	30
4.1	Zusammenfassung der hier untersuchten Einflüsse auf das Entmischungsergebnis	44
4.2	Modellierte Endmemberanteile	50
4.3	Abweichungen der errechneten Spektren von den Originalwerten	53
В.1	Hauptcharakteristika des ASTER–Sensors	99
B.2	Transformationsparameter des ASTER–Sensors	101
В.3	$\label{thm:equation:hamiltonian} Hauptcharakteristika \ des \ ETM+-Sensors \qquad \dots \qquad \dots \qquad \dots \qquad \dots \qquad \dots \qquad \dots$	102
B.4	Transformationsparameter des Sensors ETM+	102

Abkürzungsverzeichnis

ASTER Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer; optischer Ferner-

kundungssensor auf der Plattform Terra

AVIRIS Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer; flugzeuggestützter Hyperspektralsen-

sor

BIOTA AFRICA Biodiversity Monitoring Transect Analysis in Africa
BmBF Bundesministerium für Bildung und Forschung

BRDF Bidirectional Reflectance Distribution Function; Funktion des Reflektionsgrades in Ab-

hängigkeit zur Strahlungsrichtung

CBD Convention on Biological Diversity

COP Conference of the Parties

ETM+ Enhanced Thematic Mapper Plus; optischer Fernerkundungssensor auf der Plattform

Landsat 7

FAO Food and Agriculture Organization of the United Nations

IUCN International Union for Conservation of Nature

MESMA Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis; erweitertes Verfahren der spektralen Ent-

mischung, in dem aus einer Vielzahl von Endmembern die optimale Kombination identi-

fiziert wird

MODIS Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer; optischer Fernerkundungssensor auf

den Plattformen Aqua und Terra

MSS Multispectral Scanner; optischer Fernerkundungssensor auf den Plattformen Landsat 1,

2, 4 und 5

PPI Pixel Purity Index; ein Verfahren zur Detektion von Endmemberspektren aus einem

optischen Bilddatensatz

SMA Spectral Mixture Analysis; Standardverfahren der spektralen Entmischung

SMACC Sequential Maximum Angle Convex Cone; ein Verfahren zur Detektion von Endmember-

spektren aus einem optischen Bilddatensatz

TM Thematic Mapper; optischer Fernerkundungssensor auf den Plattformen Landsat 4 und

Landsat 5

WWF World Wide Fund For Nature

Einleitung

1.1 Motivation

Biologische Vielfalt stellt in vielerlei Hinsicht eine Grundlage des menschlichen Lebens dar. So trägt sie beispielsweise mit ihrer genetischen Diversität entscheidend zur längerfristigen Sicherung der Nahrungsmittelproduktion bei (Heal u. a. 2004). Ein anderer wichtiger Aspekt ist der wirtschaftliche Wert, den die Artenvielfalt als Grundlage der Medikamentenherstellung, als Energieträger, industrieller Rohstoff oder Garant unbelasteten Trinkwassers besitzt. Nach einer Schätzung der IUCN (International Union for Conservation of Nature) liegt der jährliche wirtschaftliche Gesamtwert aller Ökosystemdienstleistungen zwischen 16 und 54 Billionen US\$ (WorldBank 2004). Aufgrund anthropogener Veränderungen der Ökosysteme wie beispielsweise der Ausbreitung von landwirtschaftlich genutzten Flächen auf Kosten von natürlichen Arealen, der Entwaldung oder auch nur selektiver Abholzung, aber auch durch eine Veränderung des globalen Klimas ist die Artenvielfalt starken Veränderungen ausgesetzt (z.B. Nagendra 2001, Richards 1990, Townsend u. a. 2002). So wurden bereits mehr als die Hälfte der 14 vom WWF (World Wide Fund For Nature) definierten ökologischen Vegetationszonen zu 20 - 50% in Ackerland umgewandelt (Olson u. a. 2001).

Die Abholzung der Waldbestände führt zu irreversiblen Degradationen und im Folgenden zu Bodenerosionen und Veränderungen des Strahlungshaushaltes und des Wasserkreislaufes bis hin zu Desertifikationen, was auch das regionale Klima beeinflussen kann (Thuiller 2007). So liegt der durch die weltweite Degradation von Ökosystemen verursachte wirtschaftliche Verlust bereits heute bei mehreren 100 Milliar-

den € jährlich. Laut FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) betrug die weltweite jährliche Entwaldungsrate zwischen 1990 und 2000 0,22 % oder umgerechnet 8,9 Millionen Hektar pro Jahr (FAO 2006).

Nach dem aktuellen Umweltzustandsbericht der Vereinten Nationen (UNEP 2007) spielt die Aufrechterhaltung der Biodiversität besonders in den ärmeren Regionen eine entscheidende Rolle, da deren Bevölkerung stärker von intakten regionalen Ökosystemen abhängig ist. Im Jahr 2002 wurde auf der Conference of the Parties (COP) der CBD (Convention on Biological Diversity) ein Plan vorgelegt, die Rate der Biodiversitätsreduktion auf globalem, regionalem und nationalem Level signifikant zu senken (CBD Strategic Plan, Entscheidung VI/26). Die Ziele der CBD sind dabei die Erhaltung und nachhaltige Nutzung der biologischen Vielfalt und ihrer Bestandteile.

1999 wurde mit eben diesen Zielen vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BmBF) das interdisziplinäre Projekt BIOTA AFRICA (Biodiversity Monitoring Transect Analysis in Africa) initiiert, bei dem das Hauptaugenmerk auf Regionen im westlichen, östlichen und südlichen Afrika gelegt wird. Da in den dortigen Regionen die Bevölkerung über weite Teile nicht von den natürlichen Ressourcen versorgt werden kann, werden entsprechend mehr Flächen landwirtschaftlich genutzt - ein Problem, welches durch den wachsenden Bevölkerungsdruck der letzten Jahre noch verschärft wurde. Zudem verringerte sich bedingt durch klimatische und ökologische Veränderungen der letzten Jahrzehnte die Ertragsfähigkeit der Böden, wodurch der anthropogene Druck auf die afrikanische Artenvielfalt weiter zunahm. Das Projekt BIO-TA beschäftigt sich unter anderem mit der Modellie1.1 Motivation 12

rung aktueller Verbreitungen bestimmter Arten, der Analyse ihrer Rollen im Ökosystem und den aus ihrem Verlust resultierenden Problemen. Primäres Interesse wird dabei semiariden Savannenlandschaften zuteil, welche sich über weite Bereiche der Untersuchungsgebiete erstrecken.

Savannen bedecken 20 % der Landoberfläche der Erde und sind durch den hauptsächlichen Bewuchs mit Bäumen, Sträuchern und Gräsern charakterisiert (z.B. Sankaran u. a. 2005). Die Anteile dieser Wuchsformen sind ein Indikator für den Zustand des Ökosystems und haben einen signifikanten Einfluss auf dessen Eignung als Habitat¹ für bestimmte Arten. Damit ist das Wissen über die Anteile der Pflanzenarten in der Landschaft für jede Verbreitungsmodellierung essentiell. Auch lässt das Verhältnis zwischen Bäumen und Gräsern Rückschlüsse auf das regionale Klima und den lokalen Wasserhaushalt zu. So verbreiten sich Gräser in Regionen mit signifikanten Regen- und Trockenzeiten, während Sträucher und Bäume auf einen regelmäßigeren Wasserzufluss angewiesen sind. Des Weiteren kann auch die potentielle Landnutzung durch die genannten Vegetationsanteile abgeleitet werden (Klein 2008). Für eine Analyse der Artenvielfalt, der Habitatsgrenzen und ihrer Veränderung ist deshalb eine großräumig flächendeckende, möglichst kontinuierliche Abschätzung der Anteile von Bäumen im Ökosystem erforderlich.

Fernerkundliche Ansätze zur Unterstützung der Erfassung von Pflanzenverbreitungen garantieren eine zeitnahe und großflächige Abdeckung des Untersuchungsgebietes. So können zum Beispiel durch die automatisierte Detektion von Landbedeckungsveränderungen Beiträge für die Abschätzung der Ausmaße von Ökosystemen oder Vegetationszonen und Verteilungen beziehungsweise Anteilen einzelner Vegetationstypen geleistet werden (Strand u. a. 2007). Auch können Oberflächentypen durch standardisierte Verfahren auf einem international vergleichbaren Niveau ermittelt werden und sind nicht von nationalen Definitionen abhängig.

Die ersten Untersuchungen über Klassifikationsmodelle basierend auf Satellitendaten fanden bereits in den frühen 1970er Jahren statt (Anderson 1971, Anderson u. a. 1972). Seither wurden viele Studien durchgeführt, um möglichst genaue Klassifikationsverfahren zu entwickeln (Jensen 2005, Richards und Jia

2006, Tso und Mather 2001). In den Standardmodellen der meisten Klassifikationsverfahren, wie der Maximum-Likelihood- oder der Minimum-Distance-Klassifikation, werden normalverteilte Streuungen der Pixelspektren einer Klasse im Merkmalsraum vorausgesetzt. Diese Annahme entspricht aber vor allem bei Signaturen von Mischpixeln² nicht der Realität (Bähr 1984). Für viele Anwendungsbereiche der Fernerkundung ist eine Klassenbildung nach den Voraussetzungen der Normalverteilung deshalb nicht praktikabel. Ein weiterer Kritikpunkt ist die unvollständige Ausnutzung der im Spektrum enthaltenen Informationen (DeFries u. a. 2000). Durch die Klassifikation wird eine eventuelle Heterogenität der Landschaft künstlich in grobe diskrete thematische Klassen eingeordnet, wodurch Variationen der Oberflächeneigenschaften nicht erkannt werden können. Durch die Festlegung auf nur einen dominanten Oberflächentyp pro Pixel können bis zu 50 % der Informationen verloren gehen (DeFries u. a. 2000). Bähr (1984) fand heraus, dass der daraus resultierende Fehlereinfluss jeweils mit der sinkenden Größe und dem wachsenden geometrischen Umfang des zu klassifizierenden Objektes im Verhältnis zur Pixelfläche steigt. Bedingt durch eine geringere Sensitivität gegenüber Veränderungen der Landoberflächenbedeckung führt die Verwendung solch diskreter Klassen zu weiteren Ungenauigkeitsfaktoren. Aus diesen Gründen bezeichnet die CBD die Genauigkeiten der auf derzeitigen Klassifikationsverfahren beruhenden Karten von Landbedeckungen und Bedeckungsveränderungen als unzureichend (Strand u.a. 2007). Besonders Satellitendaten arider und semiarider Bereiche sind davon betroffen, da sie oftmals aus Mischpixeln bestehen (Haboudane u. a. 2002), in denen kahler Boden permanent als Hintergrundsignal das Spektrum beeinflusst (Okin u. a. 1999).

Werden in Savannensystemen neue Flächen für die landwirtschaftliche Nutzung gerodet, geschieht dies oft durch selektive Abholzung. Das Ergebnis ist eine Veränderung der Vegetationsstruktur in einer Größenordnung, welche kleiner ist als die geometrische Auflösung der meisten fernerkundlichen satellitengestützten Aufnahmesysteme und damit zusätzlich zum Auftreten von Mischpixeln führt. Durch Verwendung von diskreten Bedeckungsklassen auf Grundlage gan-

^{1.} Habitat: Lebensraum einer bestimmten Population

^{2.} Mischpixel: Pixel, welcher die Reflektionen mehrerer Landbedeckungstypen wiedergibt

Das Projekt BIOTA AFRICA Biodiversity Monitoring Transect Analysis in Africa

Ziel:

- Erfassung der Biodiversität innerhalb von Transekten in Afrika
- Antworten auf Probleme der Abnahme von Biodiversität und des Verlustes natürlicher Rohstoffe
- Bereitstellung diesbezüglicher Informationen für Entscheidungsträger, besonders in Hinblick auf nachhaltige Nutzung und Klimawandel

Strukturierung:

- internationales Forschungsprojekt mit über 450 Mitgliedern aus 13 Ländern Europas und Afrikas
- Unterteilung in vier regionale Netzwerke: BIOTA West Africa (Benin, Burkina Faso, Elfenbeinküste), BIOTA East Africa (Kenia, Uganda), BIOTA Southern Africa (Namibia, Südafrika) und BIOTA Marocco (Marokko)

Themengebiete:

- der aktuelle Status der Biodiversität und Konzepte zur nachhaltigen Erhaltung der Artenvielfalt
- Landnutzungsänderungen: Landwirtschaft und Wiederherstellung natürlicher Flächen
- Werkzeuge und Produkte zur Entscheidungsfindung und deren praktische Anwendung
- Aufbau von regionalen Kompetenzzentren und Fachpersonal

http://www.biota-africa.org

zer Pixel lassen sich diese Rodungen bei entsprechend grober geometrischer Auflösung nur schwerlich detektieren. Zudem ist für weiterführende Modelle eine möglichst frühzeitige Aufdeckung von graduellen Veränderungen der Landbedeckung wesentlich. Erreicht werden kann dies nur durch eine möglichst feine Unterteilung der Bedeckungsklassen. Alternativ kann mit Daten von flugzeuggestützten Sensorsystemen oder höchstauflösenden Satellitendaten diesem Problem zwar entgegengewirkt werden. Allerdings steigt damit auch der Preis einer großflächigen Abdeckung von Untersuchungsgebieten mit Bilddatensätzen.

Eine Alternative dazu stellt die lineare spektrale Entmischung dar. Dieses Modell ermöglicht die Quantifizierung der Anteile verschiedener Oberflächenbestandteile eines Pixels (z.B. Adams u.a. 1995, Lawton und Sylvestre 1971, Smith u.a. 1990). Es handelt sich dabei in vielen Fällen um ein Ausgleichungsmodell nach vermittelnden Beobachtungen (z.B. Niemeier 2002), welches das Pixelspektrum und die Anteile der einzelnen Oberflächenbestandteile in Abhängigkeit von deren spektralen Signaturen mithilfe von Modellgleichungen in einem überbestimmten Gleichungssystem zueinander in Relation setzt. Dieses Modell reagiert wegen der Detektion kontinuier-

licher Landbedeckungsgrade im Gegensatz zu diskreten thematischen Klassifikationsergebnissen sehr sensitiv auf Bedeckungsveränderungen und Feinheiten in der Vegetationsstruktur. Aufgrund linearer Abhängigkeiten können in diesem Modell aber nicht die Spektren von Landbedeckungstypen herkömmlicher Klassifikationsverfahren verwendet werden (Abschnitt 2.2.1). Stattdessen werden hier die Anteile von Oberflächenbestandteilen gesucht, aus denen die verschiedenen Landbedeckungstypen zusammengesetzt sind. Ein kontinuierlicher Baumanteil muss deshalb aus diesen Oberflächenbestandteilen abgeleitet werden. Weitere Anwendungsgebiete dieses Modells im Bereich der Fernerkundung finden sich zum Beispiel in der Klassifikation von urbanen Landschaften (Lu und Weng 2004), in der Prospektion (Zhang u.a. 2007), der Analyse von Pflanzenproduktivität (Blackburn 1998) oder der Untersuchung von marinem Phytoplankton (Hedley u. a. 2004).

1.2 Ziel und Aufbau der Arbeit

Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, einen spektralen Entmischungsansatz zu entwickeln, welcher besser an die Besonderheiten semiarider Untersuchungsgebiete angepasst ist als herkömmliche Modelle. In den bisherigen Ansätzen wird a priori Wissen über die Spektren aller Oberflächenbestandteile vorausgesetzt – Daten, welche für die semiariden Gebiete im Allgemeinen nicht existieren. Hier wird deshalb ein neues Verfahren aufgezeigt, mit dessen Hilfe im Gegensatz zu alternativen Methoden die Spektren verschiedener Oberflächenbestandteile in semiariden Regionen direkt aus Satellitendatensätzen mittlerer geometrischer Auflösung errechnet werden können. Um eine Automatisierbarkeit dieses Ansatzes zu ermöglichen, wird er als komplett unüberwacht modelliert. Das bedeutet, mit Ausnahme des Eingangsdatensatzes und einiger Schwellwerte werden für das Verfahren keine zusätzlichen Informationen benötigt. Ähnlich einer unüberwachten Klassifikation müssen den aus diesem Modell resultierenden Spektren vom Benutzer nur die verschiedenen Oberflächenbestandteile zugeordnet werden.

Kern dieses Modells bilden zwei Neuerungen: zum Einen eine Analyse der Anzahl verschiedener Oberflächenbestandteile in einem Bildausschnitt, diese Anzahl muss in herkömmlichen Ansätzen manuell vorgegeben werden; zum Anderen die eigentliche Berechnung der gesuchten Spektren.

Zusätzlich wird ein einfaches Transformationsmodell getestet, um aus den Anteilen verschiedener Oberflächenbestandteile in einem Pixel Baumbedeckungsgrade abzuleiten. Die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Untersuchungsgebiete liegen in den semiariden Regionen West- und Südafrikas.

Diese Arbeit gliedert sich in 6 Kapitel. Nach der Einleitung werden in Kapitel 2 die benötigten wissenschaftlichen Grundlagen erörtert und bewertet. Das Hauptaugenmerk wird dabei auf die herkömmlichen Verfahren der linearen spektralen Entmischung, mit der verschiedene Oberflächenbestandteile quantifiziert werden können, und ihre Vor- und Nachteile gelegt. In Kapitel 3 wird ein neues Modell der unüberwachten linearen spektralen Entmischung hergeleitet, eine Methodik zur Bestimmung der korrekten Anzahl verschiedener Bestandteile in den Pixeln beschrieben und eine mögliche Transferfunktion zur Berechnung der Baumdichte aus einzelnen Oberflächenbestandteilen entwickelt. Die Möglichkeiten und Beschränkungen dieser Ansätze werden anschließend in Kapitel 4 durch Anwendungen an synthetischen Datensätzen beschrieben. Kapitel 5 beschäftigt sich danach mit der Validierung der Modelle an verschiedenen Satellitendaten und den Möglichkeiten ihrer Übertragbarkeit. Kapitel 6 gibt schließlich neben einem Fazit einen Ausblick auf mögliche Forschungsfelder, die sich aus dieser Arbeit ergeben.

Theoretische Grundlagen und Stand der Forschung

Dieses Kapitel beschreibt nach einer kurzen Einführung über den Einfluss der Atmosphäre auf elektromagnetische Strahlung die Grundlagen der spektralen Entmischung. Dabei wird in Abschnitt 2.2.1 zunächst auf das Prinzip und die Anwendungsmöglichkeiten des Standardmodells und seiner möglichen Erweiterungen eingegangen. Die Schwerpunkte liegen dabei auf der Verwendung des MESMA-Ansatzes und der Abgrenzung zur nichtlinearen Entmischung. Abschnitt 2.3 handelt anschließend von den für die Modellbildung essentiellen Oberflächenspektren. Hier werden Vor- und Nachteile verschiedener Techniken zu deren Detektion erörtert, auf den virtuellen Oberflächentyp "Schatten" wird eingegangen und Probleme bei der Angabe der Anzahl modellierter Endmember im Pixel werden behandelt. Im Abschnitt 2.4 erfolgt dann eine Bewertung der bisherigen Möglichkeiten der spektralen Entmischung.

2.1 Einfluss der Atmosphäre

Passive Sensorsysteme benötigen die Sonne als Energiequelle, deren Strahlung – durch die Atmosphäre und den Erdboden verändert – auf den Sensor trifft. Das von der Sonne ausgehende Licht entspricht einem um die Fraunhoferschen Linien abgewandelten Spektrum eines $5800\,\mathrm{K}$ heißen schwarzen Strahlers (Häckel 1999) und entwickelt eine Leistung von ungefähr $3,8\cdot 10^{23}\,kW$ (Malberg 2002). Mit zunehmender Entfernung verringert sich die Bestrahlungsstärke, der auf eine bestimmte Flächeneinheit auftreffende Strahlungsfluss. Ohne die Atmosphäre und eventuell auftretende Rückstreuungseffekte wäre die auf ein

ner Einheitsfläche des Erdbodens auftreffende Strahldichte $L\left(\theta\right)$ (in $W\cdot sr^{-1}\cdot m^{-2}$) als einfache Funktion des Einfallswinkel der Strahlung berechenbar (Richter 2009b).

$$L(\theta) = L(0) \cdot \cos(\theta) \tag{2.1}$$

Dabei entspricht L(0) der von der Sonne kommenden Strahldichte und θ deren Zenitwinkel. Diese auftreffende Strahldichte wird, gewichtet mit dem Reflektionsgrad ρ der Oberfläche, in den oberen Halbraum Ω reflektiert. Die Berechnung der Reflektion der am Boden auftreffenden Strahldichte in eine bestimmte Richtung kann mittels Normierung durch die spezifische Ausstrahlung M – des in die Hemisphäre Ω abgegebenen Strahlungsflusses (in $W \cdot m^{-2}$) – erfolgen (Richter 2009b). Nimmt man für die Oberfläche die physikalischen Eigenschaften eines isotopen Lambert-Reflektors an, wird die Strahldichte gleichmäßig in alle Richtungen dieses Halbraumes gestreut. Damit kann die spezifische Ausstrahlung M durch Integration über den Halbraum wie folgt wiedergegeben werden.

$$L(\theta) = L(0) \cdot \cos(\theta) \partial\Omega$$

$$= L(0) \cdot \cos(\theta) \cdot \sin(\theta) \partial\theta \partial\phi$$

$$M = L(0) \int_{0}^{2\pi} \int_{0}^{\pi/2} \cos(\theta) \sin(\theta) \partial\theta \partial\phi$$

$$= L(0) \cdot \pi$$
(2.2)

 θ und ϕ beschreiben hier die Kugelkoordinaten. Die Einheit des Normierungsfaktors, welcher hier als π berechnet wird, ist in Steradiant (sr) angegeben. Damit kann mit (2.2) die von der Erdoberfläche in Richtung

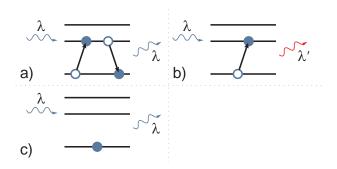


Abbildung 2.1: Effekte bei der Wechselwirkung von einem Photon und einem Atom. Die waagerechten Linien repräsentieren die beteiligten Energieniveaus. Die unterste Linie entspricht jeweils dem Grundzustand. a) Resonanzabsorption, b) inelastische Streuung, c) elastische Streuung (Quelle: verändert nach Tipler 2000).

des Sensors reflektierte Strahldichte L berechnet werden, wenn der Einfluss der Atmosphäre vernachlässigt und die physikalischen Eigenschaften eines Lambert-Reflektors angenommen werden (Richards und Jia 2006, Richter 2009a).

$$L = L(0) \cdot \frac{\rho}{\pi} \tag{2.3}$$

Die Strahldichte wird allerdings durch chemische und physikalische Prozesse in der Atmosphäre beeinflusst (siehe Abb. 2.1). In der Resonanzabsorption nehmen Gasmoleküle wie H_2 , CO_2 oder O_3 einen Teil der einfallenden Strahlungsenergie auf, wenn diese der Energiedifferenz zwischen Grundzustand und einem angeregten Zustand des Gasmoleküls entsprechen (Tipler 2000). Das Ergebnis sind die Absorptionsbanden der Atmosphäre. Hat das einfallende Photon eine höhere Energie, als bei der Anregung des Moleküls verbraucht wird, wird die entsprechende Differenz in Form einer anderen Wellenlänge wieder emittiert (Abb. 2.1b). Wellenlängen unter $0,3 \mu m$ werden von O_3 (Hartley-Absorptionsbande zwischen 0, 2 und $0, 3 \mu m$, N_2 (Lyman-Birge-Hopfield-Absorptionsbanden zwischen 0,085 und $0,145 \mu m$) und anderen Gasen nahezu vollständig absorbiert (Liou 2002), weshalb sie für passive Sensorsysteme ungeeignet sind (Albertz 2001). Weitere Absorptionsbanden ausgewählter Atmosphärengase sind in Tabelle 2.1 aufgelistet.

Abgesehen von diesen Absorptionsbanden ist der dominante Mechanismus die elastische Streuung an Atmosphärenpartikeln (Richards und Jia 2006). Diese Rayleigh–Streuung (Abb. 2.1c) tritt auf, wenn die Energie des Photons zu gering ist, um das Photon in

Gas	Absorptionsbanden $[\mu m]$			
	0,72	0,82	0,94	
H_2O	1, 1	1,38	1,87	
	2,7			
CO_2	1,4	1,6	2,0	
CO_2	2,7			
O_3	0, 25	0, 33	0,73	
	0, 14	0, 22	0,63	
O_2	0,69	0,76	1,06	
	1,27	1,58		
CH_4	1,66	2, 2	2,37	
CO_2	2,34	2,75		
NO_2	0, 5			

Tabelle 2.1: **Typische Absorptionsbanden.** Auflistung ausgewählter Atmosphärengase (Quelle: vereinfacht nach Liou 2002).

einen angeregten Zustand zu versetzen (Tipler 2000). Sie ist stark wellenlängenabhängig und erfolgt proportional zur 4. Potenz der Schwingungsfrequenz des Photons, wodurch kurzwelliges Licht stärker gestreut wird als langwelliges (Malberg 2002). Abbildung 2.2 zeigt die Veränderung des Sonnenspektrums beim Durchgang durch die Atmosphäre. Danach wird besonders die Intensität von Wellenlängen unter einem Mikrometer (μm) durch die Streuung in der Atmosphäre reduziert. Die Aerosol– oder auch Mie–Streuung an größeren Partikeln in der Atmosphäre, wie Staub, Dunst oder Nebel weist dagegen keine starke Wellenlängenabhängigkeit auf (Richards und Jia 2006).

Wegen dieser Effekte wird die Erdoberfläche sowohl von direkt einfallendem als auch von Streulicht beleuchtet. Gleichzeitig besteht wegen der atmosphärischen Streuung die Möglichkeit, dass die Oberfläche von Photonen getroffen wird, die vorher bereits von einer benachbarten Fläche reflektiert wurden. Auch auf dem Weg von der Erdoberfläche zum Sensor wechselwirken die Photonen mit der Atmosphäre, weshalb hier Licht von benachbarten Pixeln den Sensor erreichen kann (Richards und Jia 2006). Statt der reinen Reflektanz der Erdoberfläche kann am Sensor deshalb nur eine Strahldichte gemessen werden, in die auch beschriebene Streueffekte eingehen.

Eine geometrische Darstellung der möglichen Strahlengänge von der Sonne zum Sensor ist in Abbildung 2.3 aufgezeigt. Die in den Sensor einfallende Strahlung entspricht der Summe des direkt reflektierten (in Abbildung $2.3\ L2$) und in der Atmosphäre gestreuten

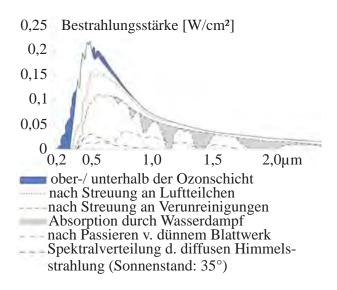


Abbildung 2.2: Einfluss der Atmosphäre auf das Sonnenspektrum. Veränderung der Bestrahlungsstärke beim Durchgang der elektromagnetischen Strahlung durch die Atmosphäre (Quelle: verändert nach Häckel 1999).

 $(L1\ \mathrm{und}\ L3)$ Lichtes. Das gestreute Licht trifft dabei nur teilweise auf die Oberfläche. Mit der Berücksichtigung der atmosphärischen Einflüsse verändert sich (2.3) unter anderem um die Parameter $L1\ \mathrm{und}\ L3$ (Richter 2009a).

$$L_{ges} = L1 + L2 + L3$$

= $L1 + \tau \frac{\rho}{\pi} \frac{E_g}{1 - \rho_r s}$ (2.4)

Dabei entspricht τ dem Anteil der Strahlung, welche die Atmosphäre passiert. Hierzu zählt sowohl die direkte als auch die diffuse Einstrahlung am Sensor. E_g stellt die gesamte, also direkte und indirekte Strahldichte am Erdboden dar. ρ beschreibt wie auch in (2.3) den Reflektionswert der Erdoberfläche und π den Normierungsfaktor. ρ_{τ} gibt die großflächige Hintergrundreflektion der umgebenden Pixel wieder. Der Albedowert der Atmosphäre, welcher den Grad der Rückstreuung des Lichtes beeinflusst, wird hier mit s beschrieben.

Um aus dieser Gleichung die Oberflächenreflektion ρ zu berechnen, müssen für die Parameter der Atmosphäre Annahmen getroffen werden. Darauf aufbauend können die Reflektionswerte der verschiedenen Pixel eines Bilddatensatzes in einem iterativen Modell, wie es zum Beispiel in Richter (2009a) beschrieben wird, berechnet werden. Dieses Modell beruht auf der linearen Reskalierung der am Sensor eintreffenden

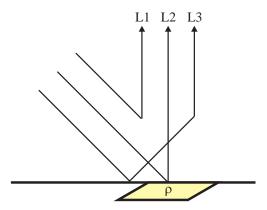


Abbildung 2.3: Schematische Darstellung möglicher Wege des Strahlungsflusses. Strahlungsfluss von der Sonne über Reflektion zum Sensor. L1: Streuung in der Atmosphäre; L2: Reflektion am Boden (Reflektionsfaktor ρ); L3: Reflektion von benachbarten Pixeln (Quelle: verändert nach Richter 2009a).

Strahldichte L nach dem Reflektionswert ρ der Oberfläche durch (2.4).

Das Verhalten vieler Bestandteile der Atmosphäre in Bezug auf Streu- und Absorptionsverhalten ist hinreichend genau untersucht worden. Bei bekannten Konzentrationen der verschiedenen Gase und Aerosole entlang des Strahlenweges können damit ihre Einflüsse auf die Spektren quantifiziert werden (Richter 2009a). Da diese Verhältnisse aber besonders in den Untersuchungsgebieten (Abschnitt 5.1) meist nicht exakt modelliert werden können, basieren herkömmliche Verfahren der Atmosphärenkorrektur häufig auf satellitengestützten Klimadaten grober geometrischer Auflösung oder auf der Auswahl zwischen mehreren fest definierten Atmosphärenmodellen. Für ein genaues Ergebnis sind dabei konstante atmosphärische Bedingungen über den gesamten zu untersuchenden Datensatz unabdinglich.

2.2 Spektrale Entmischung

2.2.1 Lineare spektrale Entmischung

Das Standardmodell

Die lineare spektrale Entmischung – SMA (spectral mixture analysis) – basiert auf der Annahme, das Spektrum eines Pixels stelle eine Linearkombination

der Spektren einzelner Oberflächenbestandteile – so genannter Endmember¹ – dar, welche die Fläche eben dieses Pixels abdecken. Dabei verhalten sich die Gewichte proportional zu den Anteilen dieser Endmember im jeweiligen Pixel.

$$l_j = \sum_{i=1}^m a_i \cdot s_{ij} \tag{2.5}$$

 l_j beschreibt hier den im Sensor einfallenden Strahlungsfluss des in Kanal j beobachteten Wellenlängenbereiches, die Konstante s_{ij} den entsprechenden Strahlungsfluss des Endmembers i im Kanal j und a_i dessen unbekannten Anteil im zu untersuchenden Pixel. Die Anzahl der modellierten Endmember im Pixel wird hier mit m wiedergegeben. Sind die Spektren s_{ij} der im Pixel vorkommenden Endmember bekannt, handelt es sich bei (2.5) um ein lineares Gleichungssystem. Dieses ist überbestimmt, wenn mehr Kanäle zu Verfügung stehen als Endmember im Pixel modelliert werden. Es entspricht dann einem Optimierungsproblem, welches für jedes Pixel unabhängig voneinander durch ein Ausgleichungsverfahren vermittelnder Beobachtungen (Niemeier 2002) gelöst werden kann. Bei einer Ausgleichung handelt es sich um eine Optimierung nach kleinsten Quadraten. Sie trägt der Tatsache Rechnung, dass jede Messung mit Unsicherheiten behaftet und dadurch ein überbestimmtes Gleichungssystem nicht mehr eindeutig lösbar ist. Eine grafische Veranschaulichung dieses Problems liefert Abbildung 2.4. Das wahre Pixelspektrum (schwarzer Punkt) liegt nach dem linearen Entmischungsmodell im Merkmalsraum in einem n-dimensionalen Unterraum (hier eine Linie), welcher von den Spektren der n+1 Endmember (rote Punkte) aufgespannt wird, aus denen es besteht. Anhand der Position des Pixelspektrums in diesem Unterraum können die genauen Anteile der Endmember errechnet werden. Wegen unvermeidlicher Messunsicherheiten (Signalrauschen) kann die wahre Position des gemessenen Pixelspektrums im Merkmalsraum allerdings nicht ermittelt werden. Vielmehr liegt das gemessene Spektrum mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit innerhalb einer der in Abbildung 2.4 dargestellten Konfidenzellipsen um den wahren Wert. Eine solche Verschiebung des Pixelspektrums im Unterraum (blauer Pfeil) bewirkt aber eine Veränderung der zu errechnenden Endmemberanteile.

Der zusätzlichen Möglichkeit, dass das Pixelspektrum wegen dieses Signalrauschens nicht genau in dem aufgespannten Unterraum liegt und damit eine

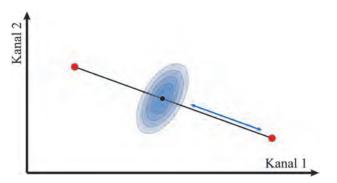


Abbildung 2.4: Prinzip der spektralen Entmischung im Merkmalsraum. Ein wahres Pixelspektrum (schwarzer Punkt) liegt im von den Endmemberspektren (rote Punkte) aufgespannten Unterraum des Merkmalsraumes. Wegen Messunsicherheiten weicht das gemessene Pixelspektrum von diesem Unterraum ab (Konfidenzellipsen).

eindeutige Lösung des überbestimmten Gleichungssystems nicht möglich ist, wird im Ausgleichungsmodell begegnet, indem jedem funktionalen Zusammenhang zwischen gemessenen und gesuchten Parametern eine bestimmter Verbesserung zugestanden wird. Ziel ist es, die gesuchten Parameter so zu bestimmen, dass die Quadratsumme der daraus resultierenden Verbesserungen aller Gleichungen minimal wird. Durch die Quadrierung der einzelnen Verbesserungen wird die zweiseitige Fragestellung des Ausgleichungsmodells berücksichtigt. Das bedeutet, den gemessenen Parametern wird sowohl eine Über- als auch eine Unterschätzung zugestanden. Eine detaillierte Beschreibung des Ausgleichungsmodells vermittelnder Beobachtungen nach Gauß-Markov findet sich unter anderem in Niemeier (2002). Eine entsprechende Formelsammlung ist im Anhang A aufgeführt.

Im Ausgleichungsansatz der spektralen Entmischung bestehen die Beobachtungen \mathbf{L} aus dem Gesamtspektrum des Pixels und die Unbekannten \mathbf{X} entsprechen den Endmemberanteilen a_i . Die Beobachtungsgleichungen – der funktionale Zusammenhang zwischen den Beobachtungen und Unbekannten – lauten in Anlehnung an (2.5)

$$l_j = \left(\sum_{i=1}^m a_i \cdot s_{ij}\right) + v_j,\tag{2.6}$$

^{1.} Endmember: Ein spektral reiner Oberflächenbestandteil. Dabei hängt die erforderliche spektrale Reinheit von der Auflösung des zu untersuchenden Datensatzes ab. So kann bei Satellitenbildern grüne Vegetation ein Endmember darstellen, während sie mit Nahbereichs- oder Mikroskopaufnahmen weiter in verschiedene Zellbestandteile untergliedert werden muss.

mit v_j als Element des Verbesserungsvektors \mathbf{v} , dessen Quadratsumme im Laufe des Optimierungsverfahrens minimiert werden soll:

$$\mathbf{v}^T \mathbf{v} \to \min.$$
 (2.7)

Damit wird gewährleistet, dass das Gleichungssystem trotz der mit Unsicherheiten behafteten Beobachtungen im Sinne der Methode der kleinsten Quadrate optimal nach den Unbekannten aufgelöst werden kann. Ein stochastisches Modell – eine Berücksichtigung eventuell unterschiedlicher Genauigkeiten der einzelnen Kanäle und ihrer Korrelationen untereinander – ist in herkömmlichen Verfahren der spektralen Entmischung nicht vorgesehen. Damit sind die Gewichte aller Beobachtungen gleich und die Oberflächenanteile im Pixel errechnen sich einzig aus den euklidischen Entfernungen des Pixelspektrums von denen der Endmember im Merkmalsraum.

Das Ergebnis des linearen Entmischungsverfahrens sind die kontinuierlichen Anteile a_i der im Pixel vorhandenen Endmember, was eine detaillierte Betrachtung der Landbdeckungsanteile eines Pixels möglich macht.

Nebenbedingungen

In der herkömmlichen spektralen Entmischung gibt es die Möglichkeit der Erweiterung um eine zusätzliche Bedingungsgleichung, nach der die Summe aller Endmemberanteile in einem Pixel 100% sein soll.

$$1 = \sum_{i=1}^{m} a_i \tag{2.8}$$

Entscheidend bei dieser Nebenbedingung ist, dass sie im Gegensatz zu den bisherigen funktionalen Zusammenhängen streng eingehalten werden soll und es sich nicht nur um eine stochastische Beziehung handelt.

Es gibt mehrere Lösungsmöglichkeiten der Ausgleichung vermittelnder Beobachtungen mit Bedingungsgleichungen:

• Eliminierung von Unbekannten: In den Beobachtungsgleichungen werden gesuchte Parameter durch andere Unbekannte ersetzt. Damit kann das Gleichungssystem vermittelnder Beobachtungen gelöst werden. Im Fall der spektralen Entmischung bedeutet dies, statt (2.8) gäbe es eine Bedingung, in welcher der letzte Endmemberanteil mit der Differenz der Summe aller anderen Anteile zu 100 % substituiert würde (2.9).

$$l_{j} = \left(\sum_{i=1}^{m-1} a_{i} \cdot s_{ij}\right) + \left(1 - \sum_{i=1}^{m-1} a_{i}\right) \cdot s_{mj} + v_{j}$$
(2.9)

 $\left(\sum_{i=1}^{m-1} a_i \cdot s_{ij}\right)$ stellt hier den Einfluss aller Endmember mit Ausnahme des letzten auf das Pixelspektrum dar. Der Term $\left(1 - \sum_{i=1}^{m-1} a_i\right) \cdot s_{mj}$ schließt die Differenz aller Oberflächenanteile zu 100%.

- Strenge Lösung: Die Bedingungsgleichung geht wie auch die Beobachtungsgleichungen in das funktionale Modell ein. Im Unterschied zu (2.6) wird ihr aber keine Verbesserung zugestanden. Dieser Ansatz entspricht einer vermittelnden Ausgleichung mit Restriktionen zwischen den Unbekannten. Da es sich hier bei der spektralen Entmischung nur um eine Nebenbedingung pro Pixel handelt und alle anderen Gleichungen des funktionalen Modells weiterhin mit Residuen behaftet sein können, ist die Berechnung einer bestanpassenden Lösung ohne Widerspruch innerhalb des linearen Gleichungssystems möglich.
- Fiktive Beobachtungen: Die Zusatzbedingung geht als Beobachtungsgleichung in das Ausgleichungsmodell ein. Gleichzeitig wird ein stochastisches Modell erstellt, welches dieser Bedingung ein weitaus höheres Gewicht als den tatsächlichen Beobachtungen einräumt. In der spektralen Entmischung ist diese Möglichkeit die geläufigste Art der Einbindung einer Summenbedingung.

Die Summenbedingung (2.8) sorgt dafür, dass allen Beobachtungsgleichungen Residuen derart zugewiesen werden, dass sich das ausgeglichene Pixelspektrum $\hat{\mathbf{L}}$ im Merkmalsraum auf dem von den Endmembern aufgespannten Unterraum befindet. Läge es beispielsweise aufgrund des Signalrauschens abseits des Unterraumes, wäre die Summe der Distanzen zu den Endmemberspektren in Abbildung 2.4 größer als deren Entfernungen untereinander (Dreiecksungleichung). Die zu ermittelnden Endmemberanteile verhalten sich im Modell aber umgekehrt proportional zu diesen Distanzen und hängen damit mit ihnen zusammen. Ein Abwei-

Parameter des Gauß-Markov-Ausgleichungsmodells der herkömmlichen linearen Entmischung

Beobachtungen L: $\mathbf{L}^T = [l_1, l_2, \dots, l_n]$ (Grauwerte des Pixels)

Summenbedingung L: $\mathbf{L}^T = 1$

Unbekannte X: $\mathbf{X}^T = [a_1, a_2, \dots, a_m]$ (Endmemberanteile des Pixels)

Designmatrix **A**: $\mathbf{A} = \frac{\partial \varphi(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}}$

Beobachtungsgleichungen $\varphi(\mathbf{X})$: $\varphi_j(\mathbf{X}) = [\sum_{i=1}^m a_i \cdot s_{ij}]$ Summenbedingung: $\varphi(\mathbf{X}) = 1 = \sum_{i=1}^m a_i$

Kovarianzmatrix Σ_{LL} :
(bei Verwendung von
Nebenbedingungen) $\Sigma_{LL} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & \cdots & 0 & \gg 1 \end{bmatrix}$

chen des Pixelspektrums von seinem Unterraum würde deshalb der Summenbedingung widersprechen.

Als eine weitere zusätzliche Bedingung, welche in den Standardmodellen der linearen spektralen Entmischung aber nicht vorgesehen ist, kann die Beschränkung des möglichen Wertebereichs der Endmemberanteile von 0 bis $100\,\%$ betrachtet werden.

$$0 \le a_i \le 1$$

$$1 = |a_i| + |1 - a_i|$$
(2.10)

Die Behandlung von Ungleichungen und nichtstetigen Funktionen wie diesen in Ausgleichungsproblemen ist relativ komplex (z.B. Koch und Heipke 2006) und fand daher bisher keinen Einzug in die Entmischungsansätze. Darum besteht in der Folge die Möglichkeit, dass durch Systemrauschen Endmemberanteile von unter 0 oder über 100 % ermittelt werden. Diese Ungenauigkeit kann auch nicht mit der Summenbedingung (2.8) behoben werden, da sich der Unterraum, in welchen das Pixelspektrum gezwungen wird, ins Unendliche erstreckt, also auch Anteile jenseits der 100 % zulässt.

Der MESMA-Ansatz

Für eine eindeutige Lösung des Ausgleichungsalgorithmus müssen mehr Beobachtungen – also Kanäle – vor-

handen sein als Unbekannte – unterschiedliche Endmemberanteile im Pixel. Obwohl diese Bedingung für ein einzelnes Pixel eines multispektralen Satellitenbildes mittlerer geometrischer Auflösung meist erfüllt wird, können bei kleinräumig strukturierten Landschaften im gesamten Datensatz leicht mehr Endmember vorkommen als Kanäle vorhanden sind. In diesem Fall bestehen verschiedene Pixel aus unterschiedlichen Endmemberkombinationen, die nicht bekannt sind. Normalerweise gehen deshalb bei der spektralen Entmischung mittels SMA relativ wenige, thematisch grob definierte Endmemberspektren als Eingangsparameter in das Modell ein, um deren Gesamtzahl zu reduzieren (García-Haro u. a. 2005). Das Resultat ist ein Genauigkeitsverlust in der Anteilsschätzung (Adams u.a. 1995, Theseira u.a. 2002). Dieser Effekt wird durch Verwendung eines weiterführenden Modells der linearen Entmischung - Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA) – umgangen (Abbildung 2.5). Dabei werden aus einer Bibliothek von beliebig vielen Endmemberspektren (rote Punkte) Kombinationen gebildet (hier aus jeweils zwei Endmembern) und diese nacheinander im Entmischungsmodell als gegeben angesehen (z.B. Okin u.a. 1999, Roberts u. a. 1998). Die aus der Überbestimmung resultierenden Residuen der einzelnen Kombinationen werden anschließend miteinander verglichen. Dabei beschreibt jeweils die Endmemberkombination das entsprechen-

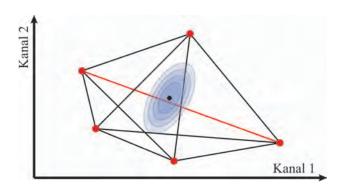


Abbildung 2.5: **Der MESMA–Ansatz.** Aus einer Vielzahl von möglichen Endmemberkombinationen wird diejenige verwendet, welche den kleinsten Residuenvektor produziert.

de Pixel am besten, welche zu dem kleinsten Residuenvektor führt, dessen Modell also den geringsten Abstand zwischen gemessenem Pixelspektrum und dem Unterraum aufweist, der von dieser Kombination aufgespannt wird (hier dargestellt durch eine rote Linie).

Mit dieser Methode ist es möglich, dass verschiedenen Pixeln unterschiedliche Endmemberkombinationen zugeordnet werden und nicht für alle Pixel des gesamten Datensatzes ein und dasselbe aus identischen Endmembern bestehende Modell angenommen wird. Dadurch können in einem Bild mehr Endmember modelliert werden als Kanäle zur Verfügung stehen, solange die Begrenzung für die maximale Anzahl an Endmembern in einem einzelnen Pixel eingehalten wird. Weiterhin werden häufig auf der Grundlage zusätzlichen Wissens über die Szene Vorüberlegungen getroffen, welches Endmember zwingend in einem Pixel vorkommen muss (z.B. Lu und Weng 2004). Damit können mögliche Endmemberkombinationen eingegrenzt werden, was oft auch zu einer Genauigkeitssteigerung führt.

Trotzdem besteht auch beim MESMA-Ansatz die Möglichkeit, dass eine falsche Endmemberkombination ermittelt wird. Diese Wahrscheinlichkeit steigt mit der Ungenauigkeit der Beobachtungen (in Abbildung 2.5 dargestellt durch die Konfidenzellipsen) und der Nähe der verschiedenen Unterräume zueinander. Theoretisch können sich selbst bei Hyperspektraldaten von wenigen Endmembern aufgespannte Unterräume im Merkmalsraum schneiden (Price 1994). In diesem Fall (in Abbildung 2.5 die Schnittpunkte der Geraden) kann selbst von einem bekannten wahren Pixelspektrum wegen der nicht eindeutigen Lösung auf ei-

ne falsche Endmemberzusammensetzung geschlossen werden.

Anwendungen der linearen spektralen Entmischung

Themenbereiche Verfahren der linearen spektralen Entmischung existieren seit den frühen 1970er Jahren. Sie wurden ursprünglich entwickelt, um chemische Komponenten im Boden aufzuspüren (Lawton und Sylvestre 1971). Seitdem wird dieses Modell immer wieder im Rahmen der Exploration von Mineralien verwendet, da hierbei sowohl regionale Besonderheiten der Lithosphäre, tektonische Strukturen als auch das lokale Terrain berücksichtigt werden können (Sanjeevi 2008). Primär kommen dabei boden- und flugzeuggestützte Fernerkundungssensoren zum Einsatz (z.B. Chabrillat u. a. 2000, Huete 1986, Nash u. a. 2004, Neville u. a. 1997, 2003). Erstmalige systematische Verwendung fanden diese Verfahren beim Diamantenförderer DeBeers auf Grundlage von Luftbildern eines westaustralischen Untersuchungsgebietes südlich von Darwin (Keeling u. a. 2004). Auch satellitengestützte Verfahren basierend auf dem ASTER-Sensor erzielten sehr gute Ergebnisse (Sanjeevi 2008, Zhang u. a. 2007). Dabei haben sich die Wellenlängenbereiche des nahen und kurzwelligen Infrarots als besonders aufschlussreich bei der Abschätzung der Anteile verschiedener Mineralien erwiesen. White u.a. (2002) nutzten das Modell zur Kartierung unterschiedlicher Bodenarten und Mineralienvorkommen mithilfe von Landsat-TM-Daten. Dabei wurde zusätzlich die Möglichkeit erkannt, die mineralogischen Zusammensetzungen bereits bekannter Sedimentschichten zu analysieren.

Ein thematisch verwandter Anwendungsbereich ist die Archäologie. So sind nicht nur erfolgreich Veränderungen des Bodens durch darunter liegende Relikte erkannt worden (Kelong u. a. 2008), sondern es gelang auch, Subpixel–Anteile von Keramik aus Datensätzen flugzeuggetragener Aufnahmesysteme zu extrahieren (Buck u. a. 2003).

In urbanen Gebieten findet die spektrale Entmischung primär Anwendung in der Detektion von versiegelten Flächen (z.B. Pu u.a. 2008, Rashed u.a. 2005, Raymaekers u.a. 2005). Nach Lu und Weng (2004, 2006) eignen sich vor allem Thermalkanäle zur



Abbildung 2.6: Ridd's V-I-S-Modell – Vegetation, Impervious Surface, Soil (Vegetation, versiegelte Fläche, Boden) – beschreibt urbane Klassifikationstypen durch Endmemberanteile (Quelle: verändert nach Ridd 1995).

Detektion von versiegelter Fläche mittels spektraler Entmischung, da sich versiegelte Flächen und verdichteter Boden durch Absorption von Solarenergie stärker aufheizen als ihre Umgebung. Aussagen über eine spektrale Trennung von Straßen und Gebäuden finden sich auch bei Mori u.a. (2008). Dort wird beschrieben, dass sich deren Spektren hauptsächlich im infraroten Wellenlängenbereich unterscheiden. Small (2001) beschreibt die Detektion von Vegetation in urbanen Bereichen mittels Landsat-TM-Daten. Anteilsschätzungen von versiegelter Fläche, Vegetation und kahlem Boden werden in mehreren Untersuchungen verwendet, um mit Hilfe von Ridd's V-I-S-Modell (Ridd 1995; Abbildung 2.6) urbane Landschaftstypen zu klassifizieren (z.B. Lu und Weng 2004, Madhavan u. a. 2001, Phinn u. a. 2002).

Ein großes Anwendungsgebiet der spektralen Entmischung ist die Abschätzung von Bedeckungsgraden der Vegetation. Anteile unterschiedlicher Anbaupflanzen konnten unter anderem mit Hilfe von temporalen Entmischungsmodellen erfolgreich geschätzt werden (Ali 2002, Peddle und Smith 2005). Bei diesen Modellen handelt es sich um Ansätze, in denen die temporale Veränderung der Spektren durch mehrere Aufnahmezeitpunkte berücksichtigt wird, indem die Spektren verschiedene Zeitschnitte zusammengelegt und wie ein einziges Spektrum behandelt werden. Die spektrale Entmischung verspricht eine ge-

nauere Anteilsschätzung von grüner Vegetation als beispielsweise die Ableitung aus Vegetationsindizes (Camacho-De Coca u.a. 2004, Elmore u.a. 2000) oder die überwachte Klassifikation verschiedener Bedeckungskategorien (Casals-Carrasco u. a. 2000). Huguenin u.a. (1997) ermittelten für eine Abschätzung einzelner Pflanzenarten in humiden Regionen mittels Landsat-TM-Daten einen Kappa-Koeffizienten² (Cohen 1960, Foody 2002) von ungefähr 90 %. Da unterschiedliche Pigmente in grüner Vegetation verschiedene Spektren ergeben (Sims und Gamon 2002), ist es möglich, aus bodengestützten Hyperspektraldaten genaue Anteile von unterschiedlichen Chlorophyllarten und Karotinoiden zu ermitteln (Blackburn 1998). Damit können Aussagen über die Gesundheit und Produktivität von Pflanzen getroffen werden.

In semiariden Regionen wird die Abschätzung der Dichteveränderung von Vegetation über zwei Zeitschnitte zur Modellierung von eventueller Degradation genutzt (Couteron u. a. 2001, Haboudane u. a. 2002, Koch 2000). Ein großes Problem ist dabei die Sättigung des Signals durch die dominante Hintergrundstrahlung von kahlem Boden (Asner und Heidebrecht 2002). Besonders in ariden Bereichen sinkt deshalb die Effektivität des linearen Entmischungsmodells (Sohn und McCoy 1997).

Einige bisher weniger erfolgreiche Anwendungen sind bei der Entmischung in Korallenriffen (Hedley u. a. 2004) und der Detektion von Schneeanteilen aus TM-Daten (Elder u. a. 1998) zu finden. Detektionen von verbrannter Fläche mittels NOAA-AVHRR-Daten (Quintano u. a. 2005) und Erkundungen auf der Marsoberfläche (Adams u. a. 1986, Combe u. a. 2006) scheinen dagegen Erfolg versprechend zu sein.

Spektrale Variabilität Einzelne Oberflächenbestandteile weisen in der Regel kein einheitliches Spektrum auf. Zusätzliche Einflüsse wie die Aufnahmegeometrie oder atmosphärische Bedingungen können zu einer erhöhten spektralen Variabilität führen. Diesem Ungenauigkeitsfaktor wird auf verschiedene Art und Weise begegnet. So erzwingen Adams u. a. (1995) keine Abschätzung von Endmemberanteilen in Pixeln, wenn die Quadratsumme der Residuen aller Beobach-

^{2.} Kappa-Koeffizient: Ein statistisches normiertes Maß, welches anhand eines Referenzdatensatzes die Verbesserung gegenüber einer zufälligen Klassifikation beschreibt.

tungsgleichungen zu groß wird, sondern geben für die entsprechenden Pixel keine Endmemberanteile aus. Asner und Heidebrecht (2002) normalisieren alle Spektren auf eine bestimmte Wellenlänge und erhalten damit genauere Entmischungsergebnisse. Rogers und Kearney (2004) erzielen mit dem Versuch, die spektrale Variabilität durch die Verwendung von Vegetationsindizes als zusätzliche Beobachtungen zu begrenzen, genauere Resultate als mit der herkömmlichen spektralen Entmischung. Bevorzugt wird bei hoher spektraler Variabilität aber der MESMA-Ansatz angewendet, wobei einzelne Oberflächenbestandteile durch mehrere Endmember mit ähnlichen Spektren repräsentiert werden (z.B. Okin u.a. 1999, Peterson und Stow 2003, Roberts u.a. 1998, Sonnentag u.a. 2007).

Geometrische Auflösung Die Anwendung der spektralen Entmischung in der Satellitenfernerkundung beschränkt sich hauptsächlich auf feinere geometrische Auflösungen. Gröbere Auflösungen als die des ETM+-Aufnahmesystems (30 m) finden selten Verwendung. 250m-MODIS-Datensätze wurden von Okin (2007) zwar für brauchbar bei der Detektion von Bodenerosion über die Zeit befunden. Auch Ballantine u.a. (2005) konnten in Nordafrika basierend auf MODIS-Daten zehn unterschiedliche Wüstentypen mit einer höheren Genauigkeit abschätzen als es mit überwachten Klassifikationsverfahren möglich gewesen war. Theseira u.a. (2002) bescheinigen dieser Auflösung aber schlechte Möglichkeiten der Pflanzendetektion mittels spektraler Entmischung. Ein möglicher Grund dafür ist ein nichtlinearer Einfluss der Endmember auf das Pixelspektrum (Abschnitt 2.2.2), welcher in der linearen spektralen Entmischung nicht modelliert wird.

2.2.2 Nichtlineare spektrale Entmischung

Das Modell der linearen spektralen Entmischung basiert auf der Annahme, ein Pixelspektrum bestehe aus einer Linearkombination der durch ihren Anteil im Pixel gewichteten Endmemberspektren. Die Richtigkeit dieser Annahme hängt von nichtlinearen Einflüssen wie dem Auftreten multipler Streuung (Abschnitt 2.1), der Aufnahmegeometrie oder der geometrischen

Auflösung des Bilddatensatzes ab (García-Haro u.a. 2005). Nach Ray und Murray (1996) treten nichtlineare Einflüsse hauptsächlich am zu untersuchenden Objekt auf, während am Aufnahmesystem ausschließlich lineare Einflüsse der Oberflächenanteile auf die Strahldichte detektiert werden können. Oft wurden die daraus resultierenden Modellfehler Abschattungseffekten innerhalb einer Szene – beispielsweise durch topographische Einflüsse – zugesprochen (Roberts 1991). Borel und Gerstl (1994) konnten diese Fehlerwerte aber durch die Modellierung zweier nichtlinearer spektraler Entmischungen besser erklären. So ergibt eine kleinräumige Vermischung von unterschiedlichen Endmembern keine einfache Linearkombination des reflektierten Lichts, da die einfallende Strahlung nacheinander mit mehreren Oberflächen interagieren kann.

Allerdings sind theoretisch unendlich viele Reflektionskombinationen möglich. Ray und Murray (1996) beschränken deshalb ihre diesbezüglichen Untersuchungen auf ein grundlegendes Modell der nichtlinearen Entmischung in semiariden Regionen. Dabei wird ein Ansatz modelliert, nach dem der Strahlengang des Lichtes nach Reflektionen am Blatt und anschließend am Boden den Sensor erreicht. Der effektive Reflektionsgrad beider Oberflächenbestandteile zusammen entspricht nach Ray und Murray (1996) in Abwandlung von (2.6)

$$l_{j} = (a_{V} \cdot s_{Vj}) \times (a_{B} \cdot s_{Bj})$$

$$= a_{V} \cdot s_{Vj} + a_{B} \cdot s_{Bj}$$

$$+ a_{VB} \cdot s_{Vj} \cdot s_{Bj}$$

$$(2.11)$$

Dabei entsprechen a_V , a_B bzw. a_{VB} den Anteilen der Strahlung, die von der Vegetation, vom Boden bzw. von beiden Oberflächen reflektiert wurde. s_{Vj} und s_{Bj} beschreiben die Grauwerte der Endmember "Vegetation" und "Boden" im Kanal j. Diese Möglichkeit einer nichtlinearen Entmischung modelliert erektophile³ Blätter und ist damit für semiaride Regionen, die primär von Grasbewuchs geprägt sind, geeignet.

Borel und Gerstl (1994) verwenden einen alternativen Ansatz, welcher eine Reflektion der Strahlung am Boden, am Blatt und wieder am Boden beschreibt. Dieses Modell trifft eher auf planophile⁴ Blätter, wie

^{3.} erektophile Ausrichtung: vertikale Ausrichtung, wie sie meist bei Gräsern auftritt. Im Vordergrund dieses Wachstums stehen mechanische Eigenschaften.

^{4.} planophile Ausrichtung: horizontal angeordnete Blätter, die auf eine maximale Sonneneinstrahlung ausgerichtet sind.

sie bei Sträuchern und Bäumen zu finden sind, zu. Der effektive Reflektionsgrad dieser Oberflächenbestandteile ergibt sich hier durch

$$l_j = (a_V \cdot s_{Vj})^2 \times (a_B \cdot s_{Bj}), \qquad (2.12)$$

mit denselben Symbolen wie in (2.11).

Diese nichtlinearen Gleichungssysteme modellieren jeweils vollständige Reflektionen und Absorptionen der Strahlung an den Blattober- beziehungsweise unterflächen und berücksichtigen damit nicht deren Transmission. Auch in anderen Untersuchungen wurden nur rudimentäre nichtlineare Modelle mit höchstens zwei Reflektionen des Lichtstrahls an der Oberfläche gewählt (Zhang u. a. 1998). Nach diesen Studien liefern die nichtlinearen Modelle nur in ausgewählten Regionen mit fest definierten Oberflächenzusammensetzungen bessere Ergebnisse bei der Modellierung von Endmemberanteilen als die lineare spektrale Entmischung. Deshalb ist eine Einbindung nichtlinearer Entmischungsansätze in ein automatisierbares und in verschiedene Regionen übertragbares Modell in der Regel nicht realisierbar, weshalb als Vereinfachung der nichtlineare Faktor oft als vernachlässigbar klein angesehen wird (Theseira u. a. 2002).

2.3 Aspekte bei der Bestimmung der Endmemberspektren

2.3.1 Arten der Bestimmung

Für eine genaue Modellbildung zur Anteilsabschätzung ist a priori Wissen über die exakten Spektren aller Endmember vonnöten. Dabei gibt es verschiedene Möglichkeiten, reine Endmemberspektren zu bestimmen (Peddle und Smith 2005): durch (a) in situ-Messungen im Feld oder im Labor, (b) Verwendung von existierenden spektralen Bibliotheken und (c) Ableitung aus dem zu bearbeitenden Bild.

In situ-Messung

Bei einer Messung im Feld oder im Labor wird das reflektierte Spektrum mittels Spektroskop hyperspek-

tral bestimmt. Peddle und Smith (2005) nutzten hierfür eine fünf Meter hohe Plattform, von der aus mittlere Spektren von Oberflächentypen ermittelt wurden. Ein offenkundiges Problem ist dabei die unbekannte Ausdehnung des foot prints. So kann nicht garantiert werden, dass ein gemessenes Spektrum wirklich einen reinen Oberflächentyp beschreibt. Bei punktuellen in situ-Messungen wird dagegen die spektrale Variabilität der Endmember innerhalb einer Spezies / eines Bodentyps bzw. im Jahresverlauf (Asner und Heidebrecht 2002) nicht berücksichtigt. Auch differieren die Oberflächenspektren bei Variationen der Aufnahmegeometrie. Durch die BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function), welche das Reflektionsverhalten von Objekten in Abhängigkeit des Einfallund Ausfallwinkels beschreibt, entsteht hier eine mögliche Fehlerquelle (z.B. Lobell u.a. 2002). Besonders die Spektren von Pflanzen können in diesem Zusammenhang wegen derer komplexen Geometrie variieren. Hier kann nicht jede Aufnahmegeometrie exakt modelliert werden, was zu weiteren Ungenauigkeiten führt. Allerdings können diese Probleme im MESMA-Ansatz durch die Verwendung mehrerer unterschiedlicher Spektren für ein einzelnes Endmember reduziert werden.

Spektralbibliotheken

Spektrale Bibliotheken werden unter anderem vom USGS (United States Geological Survey) (Clark u. a. 2007), der John Hopkins University, der University of Maryland und dem Jet Propulsion Laboratory zur Verfügung gestellt (Baldridge u.a. 2009). Diese Bibliotheken beinhalten Spektren von Steinen, Mineralien, Bodenarten, vom Menschen hergestellte Materialien, Vegetation, Schnee und Eis. Sie basieren hauptsächlich auf Labormessungen und beziehen sich primär auf Endmember aus mittleren bis hohen geographischen Breitengraden (Baldridge u. a. 2009). Die meisten Pflanzenspezies in den semiariden Savannengebieten Afrikas weisen aber wegen des Wasserstresses besonders um die Wellenlänge der $red\ edge^5$ (ca. 670-830 nm) ein signifikant verändertes Spektrum auf (Asner und Heidebrecht 2002, Lovelock und Robinson 2002). Auch zeigt sich bei photosynthese-aktiver Vegetation in semiariden Bereichen eine durch ei-

^{5.} red edge: Anstieg des Reflektionsgrades photosynthese-aktiver Vegetation bei Wellenlängen von ungefähr $0,7\,\mu m$

ne verstärkte Wachsschicht bedingte Absorption um 1720nm (Okin u. a. 1999). Weiterhin berücksichtigen spektrale Bibliotheken wie auch in situ-Messungen nicht die Veränderung der Endmemberspektren durch atmosphärische Störungen, was, wenn sie nicht hinreichend bekannt sind, zu einem zusätzlichen Unsicherheitsfaktor führt. Für regionale Untersuchungen werden spektrale Bibliotheken mit nahezu globaler Abdeckung deshalb als unzulänglich angesehen (Elmore u. a. 2000).

Detektion aus dem Bild

Zur Extraktion der Spektren direkt aus dem Bild existieren mehrere Möglichkeiten. Beim Verfahren nach dem Pixel Purity Index (PPI) wird im Merkmalsraum in einem zufallsbasierten Verfahren eine Vielzahl von Vektoren gebildet (Boardman u. a. 1995, MicroImages Inc. 2007). Die Punktwolke wird nacheinander auf die durch die Vektoren verlaufenden Geraden projiziert. Für jede Gerade werden Spektren, deren Projektionen in der Nähe der Grenzen des sich ergebenden Intervalls liegen, als Kandidaten für Endmember betrachtet. Auf diesem Wege mehrmals detektierte Pixel können als spektral rein angesehen werden.

Bei einer anderen Möglichkeit zur Bestimmung der Endmemberspektren aus Referenzbildern – dem Sequential Maximum Angle Convex Cone—Algorithmus (SMACC) – wird davon ausgegangen, dass die Endmember auf dem die Punktwolke abschließenden konvexen Polygon liegen und sie einen Raum mit größtmöglichem Volumen aufspannen (Gruninger u. a. 2004).

In einem alternativen Ansatz, der fully constrained least squares—Methode (Heinz und Chang 2000, Neville u. a. 2003 (hier iterative error analysis genannt)), werden zunächst willkürlich die Spektren zweier Pseudo-Endmember definiert und mit ihnen als Spektralbibliothek ein MESMA–Entmischungsansatz modelliert. Das Pixel, dessen Berechnung zu den höchsten Residuen führt, wird als reines Oberflächenspektrum angesehen und der Bibliothek hinzugefügt. So können in einem iterativen Prozess reine Pixel aus dem Bild extrahiert werden.

All diese Ansätze basieren auf der Annahme, sämtliche Endmember würden mindestens einmal vollstän-

dig eine Fläche abdecken, die von einem Pixel eines Bilddatensatzes aufgenommen wird. In semiariden Gebieten kommen reine Pixel besonders von photosynthese-aktiver Vegetation allerdings nur selten vor, so dass für dortige Aufgaben die Methoden der Extraktion von Endmemberspektren aus Satellitendatensätzen mittlerer geometrischer Auflösung als ungeeignet erscheinen (Haboudane u. a. 2002, Peddle und Smith 2005).

2.3.2 Schatten

Unabdingbar für eine genaue Linearkombination ist das Einbeziehen von Schatten als virtuellem Endmember (z.B. Lu und Weng 2004). Obwohl Schatten keiner physikalischen Komponente der Landoberfläche zugeordnet werden kann, können damit das Gelände oder durch Abschattung auftretende Farbabstufungen beschrieben und teilweise die Streuung des Lichts in der Atmosphäre (2.1) bzw. auf der Erdoberfläche berücksichtigt werden (Elmore u. a. 2000, García-Haro u. a. 2005). Mit der Berücksichtigung dieses Endmembertyps in den Beobachtungsgleichungen ist so eine teilweise Modellierung der durch die BRDF verursachten spektralen Variationen der Oberflächen möglich. In einigen Ansätzen der spektralen Entmischung wird die Modellierung eines Schattenanteils in jedem Pixel daher als zwingende Nebenbedingung eingeführt (z.B. Lu und Weng 2004).

Schatten können durch topographische Begebenheiten entstehen. Diese können, wie auch Effekte der Aufnahmegeometrie, sehr großflächig auftreten, wobei sich der Anteil von Schatten in einem Pixel nicht stark über die Fläche verändern muss. Allerdings besteht in Regionen, die nicht von einem gleichmäßigen Gefälle geprägt sind, die Möglichkeit von sprunghaften Veränderungen des Schattenanteils in benachbarten Pixeln. Dies gilt auch für Schatten, die durch Objekte auf der Erdoberfläche, wie Gebäude oder Pflanzen, entstehen können. Deren räumliche Begrenzung und Charakterisierung durch scharfe Kanten wirkt sich auch auf die von ihnen verursachten Schlagschatten⁶ aus. Wegen der durch diese Gegenstände verursachten starken Abschattung kann der Anteil des Schattens im Pixel einerseits sehr hoch sein. Andererseits kann sich dessen

^{6.} Schlagschatten: durch ein von einer nahezu punktförmigen Lichtquelle beleuchteten Objekts hervorgerufener Schatten

räumliche Begrenzung in Datensätzen gröberer geometrischer Auflösung reduzierend auf seinen Anteil im Pixel auswirken.

Da Schatten nicht als eigenständiger Oberflächentyp ohne seinen Hintergrund erfasst werden kann, wurde sein Spektrum bisher über verschiedene Methoden definiert. In einigen Ansätzen wird das Spektrum von Schatten mit kontinuierlich null oder 10 % Radianz modelliert (z.B. Accioly u.a. 1998, García-Haro u. a. 2005). Diese konstanten Definitionen decken aber nicht die Variabilität des Schattenspektrums ab, die beispielsweise durch Lichtstreuung in der Atmosphäre verursacht wird. Zudem hebt ein Schattenspektrum, welches über alle Wellenlängen 0 % beträgt, die Wirkung der Summenbedingung (2.8) auf. Lu und Weng (2004) fanden daher eine alternative Lösung, indem sie dem Schattenspektrum die gleichen Charakteristika zuwiesen wie dem von klarem, tiefem Wasser. Wird dieses Spektrum direkt aus dem zu untersuchenden Bild gewonnen, kann damit der mittlere Einfluss der Atmosphäre auf die Strahldichte während der Aufnahme berücksichtigt werden.

2.3.3 Optimale Anzahl von Endmembern

Einen entscheidenden Einfluss auf die Genauigkeit der linearen spektralen Entmischung hat die Wahl der Anzahl modellierter Endmember in einem Pixel. Die tatsächlich vorhandene Anzahl ist in der Regel nicht bekannt und kann zudem innerhalb eines Bilddatensatzes räumlich variieren.

Werden in einem Pixel weniger Endmember angenommen als tatsächlich vorhanden, kann das Spektrum mindestens eines Oberflächenbestandteils bei der Berechnung des Pixelspektrums aus den Endmemberspektren nicht berücksichtigt werden. Die Differenz der Summe der mit ihren Sub-Pixel-Anteilen gewichteten Spektren aller modellierten Endmember zu dem Gesamtspektrum des Pixels kann in dem Fall nur durch eben diese modellierten Endmember ausgeglichen werden. Im Ausgleichungsmodell der linearen spektralen Entmischung geschieht dies durch eine Variation der Gewichtung der einzelnen Endmemberspektren, was mit einer Veränderung ihrer errechneten Sub-Pixel-Anteile gleichzusetzen ist.

Werden in einem Pixel dagegen mehr Endmember modelliert als in der Realität vorhanden sind, besteht die Möglichkeit, dass der Einfluss der aufnahmebedingten Ungenauigkeit ein ähnliches Spektralprofil aufweist wie das modellierte, aber nicht vorhandene Endmember (Okin u.a. 1999). Dies kann zum Beispiel beim Endmember "Schatten" der Fall sein, welcher naturgemäß sehr geringe Reflektionswerte aufweist und dadurch anfällig auf Signalrauschen ist. Zudem besteht die Möglichkeit, dass sich dieses zusätzliche Endmember wegen der Überparametrisierung des Modells bei einer anderen Konstellation der Endmembergewichtungen - ihrer zu errechnenden Sub-Pixel-Anteile – besser in die Modellierung des Pixelspektrums einfügt. Da in diesem Fall die Residuen der Beobachtungsgleichungen reduziert werden, kann das Ausgleichungsmodell trotz falscher Endmemberanteile zu einem besseren Modellergebnis kommen, als es mit der korrekten Anzahl an Endmembern möglich gewesen wäre. Dadurch wird der Ansatz bei der Modellierung überzähliger Oberflächenbestandteile anfällig gegen Signalrauschen, atmosphärische Störungen und spektrale Variabilität der Endmember (Roberts u. a. 1998, Theseira u. a. 2002).

Bisherige Ansätze, um Aussagen über die optimale Anzahl von Endmembern in einem Pixel zu gewinnen, basieren auf Validierungen der Entmischungsresultate mit ground truth-Daten und resultieren in zum Teil stark variierenden Ergebnissen. So ermitteln Okin u.a. (1999), dass bei einer multiple endmember Entmischung von Luftbildern des AVIRIS-Sensors aus semiariden Regionen mit Kombinationen von jeweils zwei Endmembern pro Pixel nur bei ungefähr 10 % der Landschaft minimale Residuen errechnet werden, die durch zufälliges Signalrauschen erklärbar sind. Roberts u.a. (1998) legen ihrer Untersuchung dagegen eine viel größere Spektralbibliothek zugrunde. Damit sind sie zwar in der Lage, über 80 % eines flugzeuggestützten Datensatzes aus semiariden Bereichen mittels des MESMA-Modells basierend auf zwei-Endmember-Kombinationen zu beschreiben. Allerdings schränken sie ein, dass ein Großteil der detektierten Oberflächenanteile im Untersuchungsgebiet nicht auftaucht, in dem Fall die ermittelten Endmemberkombinationen mit minimalen Residuen also nicht der Realität entsprechen.

Bei der Wahl von drei-Endmember-Kombinationen kommen beide Untersuchungen dagegen zu nahe-

zu identischen Ergebnissen. Danach führen diese MESMA-Ansätze zu einer korrekten Modellierung von 98 % (Okin u. a. 1999) bzw. 96 % (Roberts u. a. 1998) der Landschaft. Eines der Oberflächenanteile beschreibt dabei in semiariden Gebieten zumeist kahlen Boden. Nach diesen Untersuchungen können durch die Hinzunahme eines vierten Endmembers keine zusätzlichen Pixel hinreichend genau modelliert werden. So ist die Wahl von Modellen mit zwei bis fünf Endmembern pro Pixel in bisherigen Untersuchungen am weitesten verbreitet (García-Haro u. a. 2005).

Bei einer entsprechend umfangreichen Spektralbibliothek besteht die Möglichkeit, dass nicht nur eine, sondern mehrere Endmemberkombinationen hinreichend genaue Ergebnisse liefern. Daher sollten diese Spektralbibliotheken aus möglichst wenigen Endmembern bestehen (Roberts u. a. 1998).

2.4 Bewertung der spektralen Entmischungsansätze

2.4.1 Endmemberspektren

Das Modell der linearen spektralen Entmischung wurde bereits erfolgreich in diversen Anwendungsbereichen eingesetzt. Dabei hat sich die Genauigkeit der Endmemberspektren als möglicher Modellfehler mit großem Einfluss auf die Genauigkeit des Ergebnisses herausgestellt. Der durch eine fehlerhafte Position eines Endmemberspektrums im Merkmalsraum veränderte euklidische Abstand zum Pixelspektrum bewirkt eine Veränderung der errechneten Anteile aller Endmember. Frei zugängliche Spektralbibliotheken betrachten hauptsächlich Spektren von regional typischen Pflanzenarten und eignen sich somit nicht zwangsläufig für eine spektrale Entmischung von Bilddaten aller Vegetationszonen. So weisen Pflanzen in semiariden Regionen beispielsweise ein signifikant verschiedenes Spektrum von in humiden Klimaten wachsenden Arten auf. Beispielsweise ist in trockenen Bereichen die red edge weniger ausgeprägt (Okin u.a. 1999). Auch bewirkt eine dicke Wachsschicht eine stärkere Absorptionsrate bei 1720 nm. Nach Roberts u. a. (1998) fehlen in verfügbaren Spektralbibliotheken häufig die Schlüsselspektren semiarider Regionen. Zudem erkennen Hall u.a. (1995), dass die mittleren Spektren einzelner Endmember in einem gewissen Maße von derem Anteil im Pixel abhängen. So kann eine höhere Kronendichte zum Beispiel zu einem geringeren Einfluss der nichtlinearen Faktoren führen, welche durch eine multiple Reflektion des Lichts hervorgerufen werden.

Die in situ-Messung stellt eine Alternative zu den Spektralbibliotheken dar, die nur begrenzt angewendet werden kann. Da die Messungen im Feld sehr feinskalige Ergebnisse liefern, können einzelne Messungen unter anderem durch Einflüsse der Aufnahmegeometrie – der Blattstellung –, der spektralen Diversität einzelner Oberflächentypen oder der versehentlichen Aufnahme des Hintergrundes starken Schwankungen unterliegen. Die hohe räumliche Auflösung führt hier zu einem größeren Wertebereich der von einem Oberflächentyp reflektierten Strahldichte (Thenkabail 2004).

Sowohl bei in situ-Messungen als auch bei der Verwendung von vorhandenen Spektralbibliotheken muss darauf geachtet werden, dass sich die Spektren von Pflanzen im Jahresverlauf ändern. Um die Ungenauigkeit einer spektralen Entmischung durch fehlerhafte Endmemberspektren zu reduzieren, sollten die Aufnahmezeitpunkte von Spektren und Satellitenbild möglichst übereinstimmen.

Die hier aufgeführten Probleme können durch die Verwendung des MESMA-Ansatzes reduziert werden. Dieses Verfahren ist darauf ausgelegt, jedem Pixel eine individuelle Endmemberkombination zuzuweisen. Dadurch können in einer Spektralbibliothek jedem Oberflächenbestandteil mehrere Spektren zugeordnet werden, ohne dass sie alle zwangsläufig in jedem Pixel modelliert werden müssen. Auch kann durch das Einbeziehen mehrerer Feld- oder Labormessungen die spektrale Variabilität innerhalb einer Spezies berücksichtigt werden. Bei den daraus resultierenden, im Merkmalsraum sehr eng zusammen liegenden Endmemberspektren ist aber auf deren lineare Unabhängigkeit zu achten. Wie in Abschnitt 2.2.1 beschrieben, wird ein Pixel derjenigen Endmemberkombination zugeordnet, deren Unterraum es im Merkmalsraum am nächsten liegt. Diese Zuordnung ist nicht mehr eindeutig, wenn das Spektrum eines Endmembers als die Linearkombination von anderen Endmemberspektren berechnet werden kann, wie es in Abbildung 2.7 dargestellt ist. Dieses Beispiel beschreibt die im Merk-

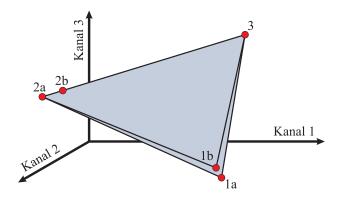


Abbildung 2.7: **Lineare Abhängigkeiten.** Mehrere Endmemberspektren (rote Punkte) liegen im Merkmalsraum auf einer Ebene (blaue Fläche) und spannen damit denselben Unterraum auf.

malsraum von unterschiedlichen drei-Endmember-Kombinationen aufgespannten Unterräume. Das Spektrum von Endmember 1b liegt hier genau in der von den Endmemberspektren 1a, 2a und 3 aufgespannten Ebene, kann also durch eine entsprechende Linearkombination ausgedrückt werden. Damit sind die aus den Endmemberkombinationen 1a-2a-3 und 1b-2a-3resultierenden Residuen identisch und es ist mithilfe des MESMA-Ansatzes nicht möglich, zwischen ihnen zu unterscheiden (z.B. Price 1994). Wenn die Variabilität eines Oberflächenbestandteils durch die Verwendung mehrerer Endmemberspektren modelliert wird, wie in Abbildung 2.7 beispielsweise durch die Endmember 1a und 1b, sind diese einander naturgemäß sehr ähnlich. Durch die daraus resultierende räumliche Nähe im Merkmalsraum steigt die Wahrscheinlichkeit des Auftretens von linearen Abhängigkeiten.

Bei der Verwendung von umfangreichen Spektralbibliotheken erhöht sich zum anderen die Wahrscheinlichkeit, dass innerhalb einer zu untersuchenden Endmemberkombination die einzelnen Spektren linear voneinander abhängig sind. In Abbildung 2.7 ist dies bei der Kombination 2a-2b-3 der Fall. Dadurch kann von n+1 Endmembern kein n-dimensionaler Unterraum mehr aufgespannt werden. Da das Ausgleichungsmodell voneinander linear abhängige Unbekannte nicht schätzen kann (Niemeier 2002), ist eine eindeutige Anteilsbeschreibung somit nicht möglich. Oft wird das Problem der möglichen linearen Abhängigkeiten umgangen, indem vor der eigentlichen Entmischung alle linearen Kombinationen abgelehnt werden (z.B. Okin u.a. 1999).

Eine weitere Differenz zwischen den Endmemberspektren aus Spektralbibliotheken bzw. in situ-Messungen und dem Bilddatensatz entsteht durch atmosphärische Einflüsse. Diese können, wenn sie hinreichend bekannt sind, in gängigen Verfahren berücksichtigt werden. Sind aber keine hoch aufgelösten Informationen über den Zustand der Atmosphäre zum Zeitpunkt der Aufnahme verfügbar, entstehen hier schwer kalkulierbare Ungenauigkeiten (Abschnitt 2.1). Diese können bei einer Extraktion der Endmemberspektren direkt aus dem Bilddatensatz teilweise vermieden werden, wenn die atmosphärischen Bedingungen über das gesamte Satellitenbild konstant sind. Zudem werden die aus den oben beschriebenen Problemen resultierenden Ungenauigkeiten der in situ-Messung in den gröberen geometrischen Skalen der Satellitenbilder gemittelt und können so reduziert werden.

Die in Abschnitt 2.3.1 beschriebenen gängigen Verfahren zur Extraktion von Endmemberspektren aus dem Satellitenbild basieren allesamt auf der Annahme, dass sich die Endmemberspektren auf einem konvexen Polygon um die Punktwolke der Pixelspektren im Merkmalsraum anordnen. Damit wird zum Einen implizit die Forderung der spektralen Besonderheit aller Endmember bedient, welche für ein robustes Entmischungsmodell benötigt wird (Roessner u. a. 2001). Zweitens wird so die Möglichkeit vermieden, dass verschiedene Endmemberkombinationen exakt denselben Unterraum aufspannen. Andererseits können Endmember, deren Spektren sich innerhalb der Punktwolke befinden, auf diesem Wege nicht quantifiziert werden.

Für eine möglichst genaue Extraktion von Endmemberspektren aus dem Bild nach den beschriebenen Verfahren müssen im Datensatz Pixel mit reinen Endmemberanteilen in genügender Anzahl vorkommen. Besonders in semiariden Bereichen können aber, wie in Abschnitt 2.3.1 beschrieben, in Satellitendaten mittlerer geometrischer Auflösung kaum aus reiner grüner Vegetation bestehende Pixel detektiert werden (Haboudane u. a. 2002).

Weiterhin bieten diese Verfahren nicht die Möglichkeit, das Spektrum von Schatten zu quantifizieren. Wie in Abschnitt 2.3.2 beschrieben, entspricht Schatten keinem physikalischen Oberflächentyp. Er beschreibt dagegen den Teil des Strahlungsflusses, welcher nicht vom Objekt zum Sensor reflektiert wird.

Das theoretische Spektrum von Schatten – Reflektionswerte von 0 % über alle Wellenlängen – ist für das Entmischungsmodell nicht anwendbar, da es die Summenbedingung (2.8) unbrauchbar machen würde. Wie in Abschnitt 2.1 aufgezeigt, wird die am Objekt zum Sensor reflektierte Strahldichte durch Einflüsse der Atmosphäre verändert. Diese Veränderung wirkt sich auf die am Sensor empfangenen Spektren aller Oberflächenbestandteile – also auch des Schattens – aus. Bei einer diffusen Reflektion des Strahlungsflusses am Objekt besteht nie die Möglichkeit, ein reines Schattenpixel zu erhalten, da immer ein Teil des Spektrums die Erdoberfläche beschreibt. Die beschriebene Möglichkeit der Substitution von klarem, tiefem Wasser entfällt in semiariden Bereichen meist wegen des Mangels an entsprechenden Wasserflächen. Das Wasser vorhandener Flussläufe ist oftmals durch trockene Vegetation und mineralische Schwebstoffe spektral verändert.

Als Lösungsmöglichkeit können statt der Verwendung einzelner, generalisierte Oberflächenbestandteile beschreibender Endmembertypen diese in genauer definierte Subklassen aufgeteilt werden. So besteht die Möglichkeit, beispielsweise statt eines einzigen Endmembers mehrere Unterklassen von grüner Vegetation in verschiedenen Abschattungsstufen in den MESMA-Ansatz einzubinden. Da jedoch durch diese Lösung die Komplexität der Endmember und die Robustheit des Entmischungsmodells sinken, wird davon in bisherigen Forschungsarbeiten abgeraten (García-Haro u. a. 2005).

2.4.2 Anzahl der Endmember

Einen weiteren Einfluss auf die Genauigkeit des spektralen Entmischungsmodells besitzt die in Abschnitt 2.3.3 beschriebene Anzahl der eingehenden Endmember. Die diesbezüglichen Untersuchungen waren bisher hauptsächlich empirischer Natur und bezogen sich auf spezifische Datensätze. Eine verallgemeinernde Schlussfolgerung aus den daraus resultierenden Ergebnissen kann daher nur bedingt gezogen werden. Die beschriebene Gefahr der Wahl falscher Endmemberkombinationen kann durch eine a priori aufgestellte Bedingung über ein generelles Auftreten bestimmter Oberflächenspektren in jedem Pixel reduziert werden. Diese Generalisierung birgt aber auch das Risiko einer zusätzlichen Fehlerquelle.

2.4.3 Robustheit des Entmischungsmodells

Einen zusätzlichen Aspekt bei der Wahl der Endmember bildet ihre spektrale Diversität (Roberts u.a. 1998). Nach Price (1994) können selbst Hyperspektraldaten verschiedener Endmember einander so ähnlich sein, dass Verwechslungen auftreten. Linearkombinationen aus spektral ähnlichen Endmembern sind zudem extrem empfindlich gegenüber Signalrauschen. Wenn die euklidische Distanz beider Endmemberspektren im Merkmalsraum sehr gering ist, ändern sich deren geschätzte Subpixel-Anteile bereits bei einer kleinen Schwankung des Pixelspektrums sehr stark (Roberts u. a. 1998). Bei in einem solchen Fall schlecht konditionierter Beobachtungsgleichungen führen bereits geringe Änderungen sowohl des gemessenen Spektrums als auch der gegebenen Endmemberspektren zu beträchtlichen Änderungen der gesuchten Subpixel-Anteile (Höpcke 1980). Ungenauigkeiten durch Rundungsfehler wirken sich deshalb stärker aus und iterative Lösungen konvergieren schlechter. Zudem kann durch das Signalrauschen des Pixelspektrums die Auswahl mehrerer spektral ähnlicher Endmember im MESMA-Ansatz zur Detektion des falschen Endmemberspektrums führen. So werden nach Okin u.a. (2001) in semiariden Gebieten mit einem MESMA-Ansatz aus hyperspektralen Luftbildern nur selten korrekte Vegetationstypen ermittelt. Da eine Verwechslung zwischen diesen spektral ähnlichen Endmembern nur eine geringe Veränderung der Parameter des von ihnen aufgespannten Unterraumes mit sich zieht, ändern sich die errechneten Anteile aller Oberflächen dabei nur geringfügig.

Für eine möglichst genaue Berechnung von Anteilen der einzelnen Oberflächenbestandteile sind Spektren mit signifikanten Absorptionseigenschaften unerlässlich (Roessner u.a. 2001). Im Gegensatz zu herkömmlichen Klassifikationsverfahren, für die sich ein bestimmter Oberflächentyp in nur einem Kanal signifikant von den anderen Klassen unterscheiden muss, werden besonders für den MESMA-Ansatz charakteristische Verhältnisse zwischen unterschiedlichen Kanälen benötigt. Sind diese nicht gegeben, besteht die Gefahr von schlecht konditionierten Beobachtungsgleichungen. Das Ergebnis ist dann eine starke Sensitivität des Entmischungsmodells auf Signalrauschen bis hin zur Unmöglichkeit der eindeutigen Auflösung ein-

Wellenlänge	Elektronenübergang oder	mögliche Komponente	
$[\mu m]$ schwingende Moleküle			
0,47	Elektronenübergang	Karotin	
0,64	Elektronenübergang	Chlorophyll b	
0,68	Elektronenübergang	Chlorophyll a	
0,99	OH in Wasser	Wasser, Stärke	
1,02	NH	Protein	
1,20	OH in Wasser	Wasser, Zellulose, Stärke, Lignin	
1,36	OH in Wasser	Wasser, Ton	
1,47	OH in Wasser	Zellulose, Zucker, Ton	
1,51	NH	Protein	
1,58	OH in Wasser	Stärke, Zucker	
1,75	CH,OH,HOH	Zellulose, Zucker, Stärke	
1,93	OH in Wasser	Wasser, Lignin, Protein, Ton	
2,07	NH	Protein	
2,11	OH, CO, -COOH	Stärke, Zellulose	
$2,\!17$	NH,CH,CO	Protein	
2,20	Al - OH	Ton (Illit)	
$2,\!25$	Fe-OH	Salz (Chlorit)	
2,31	CH	Öl	
2,35	CH, CH_2	Zellulose, Protein	
2,38	$COO-, CH_3$	Protein	

Tabelle 2.2: **Typische Absorptionsbanden.** Ausgewählte Moleküle, unterteilt in Wasser (blau), organische Komponenten (grün) und Mineralien (braun) (Quelle: vereinfacht nach Ben-Dor u. a. 1997, Blackburn 1998, Curran 1989, Curran u. a. 1992, Serbin u. a. 2009, Yang u. a. 1999).

zelner Endmemberanteile. Einen charakteristischen spektralen Wellenlängenbereich von Pflanzen bildet die red edge (680–730 nm), in welchem sich die Reflektanz von Chlorophyll stark ändert. Weitere signifikante Absorptionsbanden können in Tabelle 2.2 eingesehen werden. Die exakte Reflexion ändert sich zwischen den einzelnen Spezies durch unterschiedliche molekulare Zusammensetzungen und bei Pflanzen beispielsweise durch den individuellen Wassergehalt und die Blattstruktur. Da multispektrale Satellitendaten wegen nicht hinreichend genauer spektraler Auflösung nur ein stark unterabgetastetes Reflektionsspektrum liefern, ist hiermit keine detaillierte Aussage über die Verteilung einzelner Endmember–Subtypen möglich.

Bei stark unterabgetasteten Spektren, wie sie in multispektralen Satellitendaten gegeben sind, ist die Modellgenauigkeit und die Auflösung zwischen verschiedenen Oberflächentypen von den Wellenlängenbereichen der zur Verfügung stehenden Kanäle abhängig. So können zwar mittels Spektroskop die Anteile verschiedener Chlorophyllarten differenziert werden (siehe Abschnitt 2.2.1), für die Analyse von Satellitendaten wird aber gemeinhin nicht zwischen verschiede-

nen Bestandteilen einzelner Oberflächentypen unterschieden (z.B. Ben-Dor u.a. 1997). Dieser Genauigkeitsverlust führt zu einer Homogenisierung verschiedener vom selben Objekt reflektierten Spektren. Der Effekt ist aber nicht mit der in Abschnitt 1.1 beschriebenen Homogenisierung von spektralen Variationen durch herkömmliche Klassifikationsverfahren zu vergleichen, da die Dimension der beobachteten Objekte noch immer im Subpixel-Bereich liegt.

Dem Nachteil des potentiellen Informationsverlustes steht im Falle der Detektion von grüner Vegetation ein Vorteil gegenüber. Lichtstrahlen, welche in ein Blatt eindringen, bewegen sich auf einem unvorhersehbaren Weg durch dessen Struktur. Der durchschnittliche Lichtweg ist dabei zwei- bis viermal so lang wie die Blattdicke (Fukshansky u. a. 1993). Da die Blattpigmente nicht gleichverteilt sind, besitzt das reflektierte Licht kein einheitliches Spektrum (Sims und Gamon 2002). Die daraus resultierende spektrale Streuung kann mittels einer solchen Homogenisierung verringert werden.

Für eine möglichst genaue Anteilsabschätzung sollten die einzelnen Endmemberspektren also signifikant

sein. Nach Asner und Heidebrecht (2002) eignen sich für eine Detektion von grüner Vegetation besonders Wellenlängen im sichtbaren Bereich und im nahen Infrarot $(0,4-1,3\,\mu m)$. Dagegen eignet sich dieser Spektralbereich weniger für eine Trennung von nicht photosynthetisch aktiver Vegetation und kahlem Boden.

2.4.4 Nichtlineare Entmischung

Die Berücksichtigung von nichtlinearen Faktoren bei der spektralen Entmischung hat sich in einzelnen Fällen als vielversprechend erwiesen. Bei den in Abschnitt 2.2.2 beschriebenen, nach empirischen Untersuchungen abgeleiteten Möglichkeiten wurde der Einfluss von Gliedern höherer Ordnung als relevant angenommen. In anderen Untersuchungen (z.B. Roberts u. a. 1998) wird der Einfluss multipler Streuung für die meisten Anwendungen als unwichtig angesehen, so dass der nichtlineare Effekt meist als vernachlässigbar erklärt wird (Theseira u. a. 2002). Um eine generelle Aussage für oder gegen bzw. über die Wahl eines bestimmten nichtlinearen Entmischungsmodells zu treffen, sind weitere Untersuchungen unabdingbar.

2.4.5 Fazit

Zusammenfassend lassen sich mit den bisherigen Methoden keine exakten Endmemberspektren für einen automatisierten Prozess ermitteln, wenn sie nicht bereits in Form von reinen Pixeln im Bild vorkommen. Weiterhin beschränken sich bisherige Aussagen über eine optimale Endmemberanzahl auf die jeweiligen Untersuchungsgebiete. Eine Automatisierung der hier verwendeten Methoden lässt sich wegen der dabei benötigten ground thruth-Validierungsdaten kaum realisieren. Um diese Probleme zu umgehen, wird in Kapitel 3 ein weiterführender, im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelter Ansatz der linearen spektralen Entmischung vorgestellt, der Endmemberanteile ohne genaue Kenntnis von deren exakten Spektren schätzt und zudem eine statistische Aussage über eine optimale Endmemberanzahl trifft.

2.5 Berechnung von Baumbedeckungsgraden

Da Oberflächenbestandteile wie grüne Vegetation in verschiedenen Oberflächentypen vorkommen können, kann nicht vom Anteil eines einzelnen Endmembers mittels linearer Regression direkt auf eine Landbedeckungsklasse geschlossen werden. Es existieren bereits Arbeiten über eine Transformation zwischen diesen Typen in urbanen Gebieten (Abbildung 2.6). Verwertbare Literatur im Zusammenhang mit natürlichen Gebieten, besonders den semiariden Regionen Westafrikas, wurde aber kaum veröffentlicht. So werden häufig ausschließlich die dominanten Endmember eines Pixels mit den Ergebnissen von überwachten Klassifikationen desselben Datensatzes verschnitten (z.B. Kressler und Steinnocher 1999). Die Anteile der übrigen Endmember sind in diesem Ansatz nicht berücksichtigt, was bei einer Transformation zur Verringerung der Genauigkeit führt. (Yamagata und Sugita 2008) entwickeln dagegen einen Index, welcher sich aus den Anteilen von Vegetation, Boden und Wasser in einem Pixel errechnet. Dazu werden die Reflektanzen des roten und infraroten Kanals aller Pixel in den Merkmalsraum übertragen und um die so entstandene Punktwolke ein Dreieck mit minimalem Flächeninhalt gelegt. Die Eckpunkte dieses Dreiecks werden anschließend als reine Endmemberspektren definiert und aus deren Abstand zu den einzelnen Pixelspektren Indizes errechnet. Diese können für eine Quantifizierung der Anteile von Oberflächen verwendet werden. Allerdings werden hier die Endmember mit Oberflächentypen gleichgesetzt. Diese Verfahren eignen sich nicht für eine Berechnung von Baumbedeckungsgraden, da sie implizieren, die Spektren von Bäumen würden ausschließlich aus einem Endmember gebildet.

Hall u. a. (1995) haben ein alternatives Modell entworfen. Darin wird die Annahme getroffen, dass die Biomasse und die Nettoprimärproduktion aus den Anteilen der Endmember "grüne Vegetation", "offener Boden" als Hintergrund und "Schatten" errechnet werden kann. Sie fanden heraus, dass diese Endmemberanteile innerhalb ihres Untersuchungsgebietes in Minnesota, USA, welche sie aus Luftbildern ermittelt haben, hoch korreliert zu physischen Oberflächenstrukturen und von ihnen abgeschätzter Biomasse sind. Hall u. a. (1995) errechneten auf der Grundlage dieser Erkenntnisse lineare Regressionsmodelle zwischen den genannten Endmemberanteilen und den gesuchten Baumanteilen beziehungsweise der Biomasse. Die Bestimmtheitsmaße r^2 dieser Regressionsgeraden schwanken je nach Sonnenstand und dem zugrundeliegenden Endmembertypen. Sie können bei der Berechnung von Biomasse aus den verschiedenen Anteilen einen Wert von bis zu $r^2=0,76$ erreichen. In Anlehnung an dieses Verfahren wird hier ein Transformationsmodell von den Endmemberanteilen zu Baumbedeckungsgraden entwickelt.

Ein neues Modell der unüberwachten spektralen Entmischung

Dieses Kapitel beschreibt zunächst die theoretische Herleitung eines neuen Modells der unüberwachten spektralen Entmischung. Eine Zusammenfassung dazu ist in Abbildung 3.1 dargestellt. In den Abschnitten 3.1.1 bis 3.1.5 wird dabei ein neues System von Modellgleichungen dargestellt. Abschnitt 3.1.1 geht hier im Detail auf die Beobachtungsgleichungen zur Berechnung von bestanpassenden Unterräumen ein. In Abschnitt 3.1.2 wird anschließend mit den in dieses Modell eingehenden Pixelnachbarschaften die Bestimmung der dazugehörigen Eingangsdaten behandelt. Eine Möglichkeit der Vorverarbeitung aller Daten und die Begründung, warum dieses Modell nicht von Näherungswerten abhängig ist, werden in den Abschnitten 3.1.3 und 3.1.4 erörtert. In Abschnitt 3.1.5 werden zuletzt Möglichkeiten behandelt, die Anzahl der Endmember einer Pixelnachbarschaft zu bestimmen. Von den so ermittelten Unterräumen ausgehend beschreibt Abschnitt 3.1.6 in der Nachbereitung die Bestimmung von Endmemberspektren. Eine Zusammenfassung dieses Verfahrens ist in Schramm u.a. (2008a) beschrieben. Abschnitt 3.2 zeigt letztlich ein rudimentäres Modell auf, Anteile einzelner Endmember in einem Pixel in eine kontinuierliche Baumdichte zu überführen.

3.1 Unüberwachte Detektion von Endmemberspektren

Um das Problem herkömmlicher Verfahren zur Extraktion von Endmemberspektren direkt aus dem Bild, dass kaum spektral reine Pixel vorhanden sind (siehe Abschnitt 2.4), zu umgehen, wird der Aus-

gleichungsalgorithmus der linearen spektralen Entmischung (2.5) insoweit erweitert, dass neben den Anteilen a_i auch die Spektren s_{ij} als Unbekannte angesehen werden.

$$l_j = \sum_{i=1}^m a_i \cdot s_{ij} \tag{2.5}$$

Dadurch sind mehrere Unbekannte voneinander abhängig, womit sie sich nicht mehr unabhängig voneinander bestimmen lassen (Helmert 1872). Daher muss das Modell wie im Folgenden dargestellt modifiziert werden.

3.1.1 Beobachtungsgleichungen

Wie in Abschnitt 2.2.1 beschrieben, liegt das Pixelspektrum in einem Unterraum, welcher von den Spektren der I Endmember aufgespannt wird, aus denen es besteht. Eine mögliche Parameterdarstellung dieses bestanpassenden Unterraumes liefert

$$l_{jk} = s_{1j} + \sum_{i=2}^{I} t_{ik} \cdot (s_{ij} - s_{1j}). \tag{3.1}$$

Hierbei stellt der Grauwert des ersten Endmembers s_{1j} im Kanal j den Aufpunkt des von den Endmembern aufgespannten Unterraumes dar, dessen I-1 Richtungsvektoren den Differenzen $s_{ij}-s_{1j}$ entsprechen (Abbildung 3.2). t_{ik} sind die für die Koordinatenbestimmung eines beliebigen Pixel k im Unterraum benötigten Faktoren. Sie sind abhängig von (aber nicht identisch mit) den einzelnen Endmemberanteilen dieses Pixels.

Wegen der nicht gegebenen Endmemberspektren sind in (3.1) abgesehen von den Beobachtungen l_{jk}

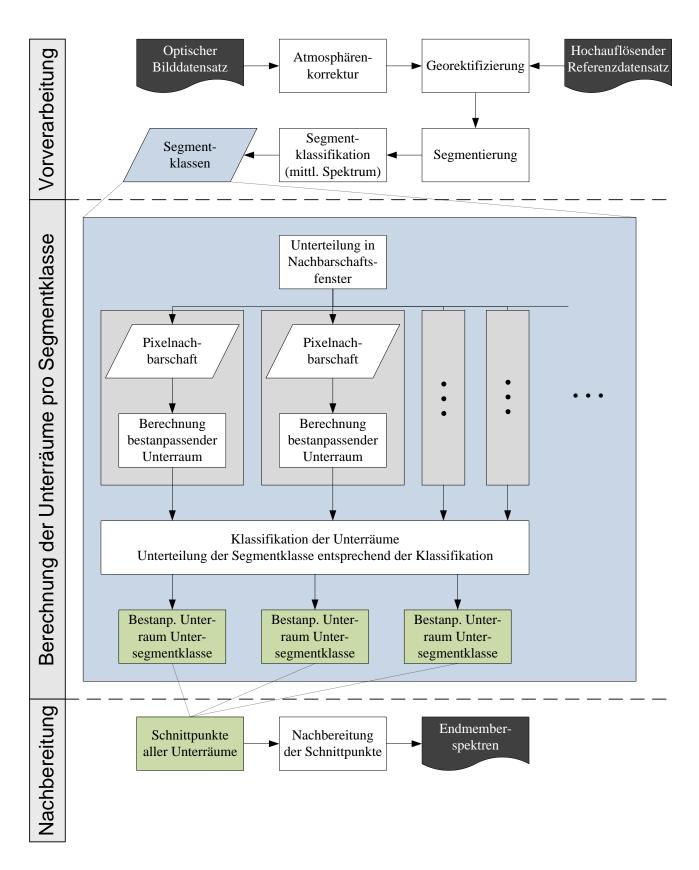


Abbildung 3.1: Modell der unüberwachten spektralen Entmischung.

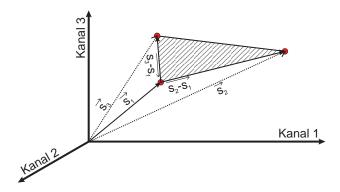


Abbildung 3.2: Endmember und von ihnen aufgespannter Unterraum. Die Vektoren der Endmemberspektren (rote Kreise) im dreidimensionalen Merkmalsraum definieren eine von ihnen aufgespannte Fläche.

alle Terme unbekannt. Da auch in diesem Fall die Unbekannten voneinander abhängig sind, ist deren eindeutige Bestimmung weiterhin nicht möglich. Mehrere aus der gleichen Endmemberkombination bestehende Pixel liegen aber nach dem Prinzip der linearen spektralen Entmischung im selben Unterraum, können also durch dieselbe Parameterdarstellung beschrieben werden. Es besteht folglich die Möglichkeit, den bestanpassenden Unterraum mehrerer, aus derselben Endmemberkombination bestehenden Pixelspektren zu berechnen. Voraussetzungen dafür sind eine ausreichende Anzahl von Kanälen im Bilddatensatz und die Hinzunahme von genügend Pixeln aus demselben Unterraum, so dass das lineare Gleichungssystem bestimmbar ist. Die entsprechende Parameterdarstellung lautet in Anlehnung an (3.1)

$$l_{jk} = b_{1j} + \sum_{i=2}^{I} t_{ik} \cdot (b_{ij} - b_{1j}). \tag{3.2}$$

Hier werden Aufpunkt und Richtungsvektoren durch die allgemeinen Terme b_{1j} und $b_{ij}-b_{1j}$ beschrieben, welche in den Spektren des Bilddatensatzes keine Entsprechung haben.

Für eine zukünftige Weiterverarbeitung der Unterräume erfolgt eine Standardisierung der zu schätzenden Parameterdarstellung der Vektoren. So wird die Bedingung eingeführt, dass der Vektor $\mathbf{b_1}$ auf den Schnittpunkt des Unterraumes mit der Achse $x_1 = x_2 = \ldots = x_{m-1} = 0$ zeigt. Weiterhin sollen die ersten I-1 Dimensionen der Vektoren $(\mathbf{b_i} - \mathbf{b_1})$ ein kartesisches Koordinatensystem parallel zum System des Merkmalsraums bilden. Mit diesen Restriktionen

lautet die Beobachtungsgleichung in Vektorform dann wie folgt:

$$\mathbf{l}_{k} = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & b_{I1} & \dots & b_{J1} \end{bmatrix}^{T}
+t_{2k} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & d_{I2} & \dots & d_{J2} \end{bmatrix}^{T}
+t_{3k} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & d_{I3} & \dots & d_{J3} \end{bmatrix}^{T} + \dots$$
(3.3)

mit
$$\mathbf{d_2} = \mathbf{b_2} - \mathbf{b_1}$$

 $\mathbf{d_3} = \mathbf{b_3} - \mathbf{b_1}$
 \vdots (3.4)

Im Beispiel der Abbildung 3.2 bestehen die zu untersuchenden Pixel aus I=3 Endmembern, welche einen zweidimensionalen Unterraum aufspannen. Im Merkmalsraum mit J=3 Dimensionen schneidet die aus den Pixelspektren resultierende, bestanpassende Ebene die Achse des dritten Kanals an einem bestimmten Punkt. Dieser Punkt wird als Aufpunkt $\vec{\mathbf{b_1}}$ der Ebene definiert. Die beiden Richtungsvektoren liegen in diesem Beispiel in den von Kanal 1 beziehungsweise 2 und Kanal 3 aufgespannten Ebenen (3.5).

$$\mathbf{l}_{k} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ b_{13} \end{bmatrix} + t_{2k} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ d_{23} \end{bmatrix} + t_{3k} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ d_{33} \end{bmatrix}$$
 (3.5)

$$\text{mit } d_{23} = b_{23} - b_{13}
 d_{33} = b_{33} - b_{13}$$

Dieses Modell beinhaltet implizit als Nebenbedingung, dass die Summe der einzelnen Endmemberanteile 100 % betragen muss, da die Pixelspektren laut der Beobachtungsgleichungen im von den Endmembern aufgespannten Unterraum liegen. Wie in Abschnitt 2.2.1 beschrieben, entspricht dies einer Nebenbedingung nach Normalisierung der Endmemberanteile. Im Gegensatz zu herkömmlichen Ansätzen der spektralen Entmischung muss diese Bedingung deshalb nicht mehr explizit in das Modell aufgenommen werden.

3.1.2 Pixelnachbarschaften

Wegen der in diesem Modell zusätzlich gesuchten Parameter besteht das lineare Gleichungssystem in einem pixelbasierten Ansatz aus mehr Unbekannten

Parameter des Ausgleichungsmodells der unüberwachten Entmischung

Beobachtungen
$$\mathbf{L}$$
: $\mathbf{L}_{JK,1}^T = [l_{11}, \dots, l_{1J}, l_{21}, \dots, l_{JK}]$ (Grauwerte aller Pixel des Nachbarschaftsfensters)

$$\mathbf{X}^{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{X_{1}}^{T} & \mathbf{X_{2}}^{T} & \mathbf{X_{3}}^{T} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X_{1}}^{T} = [b_{I1}, \dots, b_{J1}] \text{ (Aufpunkt des Unterraumes)}$$

$$\mathbf{X_{2}}^{T} = [b_{I2}, \dots, b_{J2}, b_{I3}, \dots, b_{JJ}] \text{ (Richtungsvektoren)}$$

$$\mathbf{X_{3}}^{T} = [t_{21}, \dots, t_{2K}, t_{31}, \dots, t_{JK}] \text{ (Faktoren zur Pixelbest.)}$$

Designmatrix
$$\mathbf{A}$$
: $\mathbf{A} = \frac{\partial \varphi(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}}$

Beob.-gl.
$$\varphi\left(\mathbf{X}_{u,1}\right)$$
: $\varphi\left(\mathbf{X}\right) = \left[b_{1j} + \sum_{i=2}^{I} t_{ik} \cdot (b_{ij} - b_{1j})\right]$

als Beobachtungen und ist damit nicht eindeutig auflösbar. Aus diesem Grund kann der Ansatz im Gegensatz zu den Standardmodellen spektraler Entmischung nicht auf Basis einzelner Pixel genutzt werden. Stattdessen bestehen die Eingangsparameter aus den Spektren mehrerer benachbarter Pixel. Mit jedem zusätzlichen Pixel gehen mehr Beobachtungen als Unbekannte in das Ausgleichungsmodell ein, da die Richtungsvektoren $(b_{ij}-b_{1j})$ des Unterraums insgesamt nur einmal ermittelt werden müssen. Allerdings wird damit implizit die Annahme getroffen, dass sich alle Pixel des Nachbarschaftsfensters im selben Unterraum befinden, also aus derselben Endmemberkombination bestehen.

Es gibt verschiedene Wege, die Wahrscheinlichkeit zu erhöhen, dass diese Forderung erfüllt wird. Eine Möglichkeit liegt in den Ausmaßen des Nachbarschaftsfensters. Je weniger Pixel gleichzeitig analysiert werden, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass sie aus identischen Endmembern zusammengesetzt sind. Allerdings nehmen mit einer Verringerung der Pixelanzahl auch die Freiheitsgrade des Entmischungsmodells ab.

Zum Anderen kann die Pixelnachbarschaft möglichst kompakt gestaltet werden. Damit wird die Annahme berücksichtigt, dass benachbarte Pixel ähnliche Oberflächenzusammensetzungen darstellen. Verläuft durch das Nachbarschaftsfenster allerdings eine scharfe Grenze zwischen zwei Landbedeckungstypen,

kann der Forderung nach homogenen Endmembertypen eventuell nicht entsprochen werden.

Die Anzahl von Beobachtungen n und Unbekannten u ergeben sich bei dieser Ausgleichung unter Verwendung von Nachbarschaften aus K Pixeln wie folgt:

$$n = J \cdot K \tag{3.6}$$

$$u = I \cdot (J - I + 1) + (I - 1) \cdot K.$$
 (3.7)

Der Term $I \cdot (J-I+1)$ in (3.7) gibt die Unbekannten zur Berechnung zum Einen der I-1 Richtungsvektoren und zum Anderen des Aufpunktes wieder. $(I-1) \cdot K$ beschreibt die Anzahl der Faktoren t_{ik} (siehe (3.3)). Die für eine eindeutige Lösung des Gleichungssystems mindestens benötigte Anzahl K_{\min} von Pixeln im Nachbarschaftsfenster ergibt sich, wenn der Freiheitsgrad f=n-u gegen null geht. Sie entspricht, abgeleitet von (3.6) und (3.7), der Anzahl der in den Pixel modellierten Endmember.

$$K_{\min} = I \tag{3.8}$$

Gleichzeitig wirkt sich die Zahl der modellierten Endmember auch direkt auf die minimal benötigten Kanäle J_{min} aus.

$$J_{\min} = I - 1 \tag{3.9}$$

Eine dritte Variante, der Forderung nach gleichen Endmembertypen in allen Pixeln der Nachbarschaft nachzukommen, besteht in einer vorherigen Klassifikation oder Segmentierung des Bilddatensatzes. Diese kann unüberwacht erfolgen, da kein Wissen über den Typ der Klasse erforderlich ist. Damit wird der Annahme Rechnung getragen, dass bestimmte Landbedeckungstypen aus homogenen Endmemberkombinationen bestehen. Im Anschluss kann das Nachbarschaftsfenster so gestaltet werden, dass es ausschließlich Pixel einer Klasse beinhaltet.

Alle hier aufgeführten Möglichkeiten, eine Homogenität der Endmembertypen im Nachbarschaftsfenster wahrscheinlicher zu machen, führen zu einem weiteren Unsicherheitsfaktor. Benachbarte Pixel setzen sich häufig auch aus ähnlichen Endmemberanteilen zusammen. Um ein robustes Modell der Unterraumanpassung zu gewährleisten, sollten die Endmemberanteile der verschiedenen Pixel aber möglichst unterschiedlich sein, damit die entsprechenden Pixelspektren möglichst stark im Merkmalsraum streuen. Dem Genauigkeitszuwachs durch einheitliche Oberflächentypen muss hier also ein Genauigkeitsverlust wegen ähnlicher Endmemberanteile entgegengestellt werden.

3.1.3 Vorverarbeitung der Daten

Wie beschrieben, ist es für das Modell unabdinglich, dass innerhalb der Pixelnachbarschaft nur eine Endmemberkombination vorkommt. Die in Abschnitt 3.1.2 aufgezeigte Möglichkeit, dies durch eine vorherige Segmentierung zu erreichen, wird hier verwendet. Die im Rahmen der Untersuchung verwendete Segmentierung des Satellitenbildes für eine anschließende Anpassung der Nachbarschaftsfenster an Landbedeckungsgrenzen basiert auf der Extraktion von Kanten im Datensatz. Das bedeutet, hohe Differenzen der Spektren benachbarter Pixel führen hier zur Trennung der Landoberfläche in verschiedene Segmente. Damit steigt die Wahrscheinlichkeit, dass scharfe Grenzen verschiedener Landbedeckungstypen extrahiert werden, während Gradienten von Endmemberanteilen nicht zu einer Segmentierung führen.

Die einzelnen Segmente werden anschließend mit dem *Isodata*–Algorithmus (Ball und Hall 1965) basierend auf den mittleren Spektren ihrer Pixel klassifiziert. So soll gewährleistet werden, dass alle ähnlichen Landbedeckungstypen im Bilddatensatz als Ein-

heit angesehen werden und aus derselben Endmemberkombination zusammengesetzt sind.

3.1.4 Näherungswerte

Wegen der besonderen Struktur der Beobachtungsgleichungen ist das hier vorgestellte Modell weiterhin linear. Aus (3.3) ist ersichtlich, dass die Faktoren t_{ik} eindeutig von den ersten I-1 Beobachtungen ohne Abhängigkeit von anderen Unbekannten errechnet werden können. Das Modell sieht vor, dass dort bis auf einen Richtungsvektor alle Unbekannten zu null gesetzt werden. Sind diese Faktoren bekannt, entsprechen die Berechnungen der gesuchten Parameter von Aufpunkt und Richtungsvektor dann linearen Problemstellungen. Gehen die Spektren von ausreichend Pixeln in das Modell ein, sind auch diese gesuchten Parameter der Aufpunkt- und Richtungsvektoren in einem überbestimmten linearen Gleichungssystem lösbar. Wegen der Linearität des Modells muss an die Genauigkeit der darin eingehenden Näherungswerte keine Anforderung gestellt werden. Letztere können im Ausgleichungsmodell folglich willkürlich ausgewählt werden. Eine manuelle Kontrolle ist nicht notwendig.

3.1.5 Anzahl der Endmember

Wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, ist in einem Ausgleichungsansatz der spektralen Entmischung die maximal mögliche Anzahl von modellierten Endmembern in einem Pixel durch die Anzahl der Kanäle des Datensatzes begrenzt. Im hier aufgezeigten Verfahren der unüberwachten Spektrendetektion entspricht die maximale Anzahl von Endmembern im Nachbarschaftsfenster nach (3.8) der Anzahl der gleichzeitig analysierten Pixel. Mit zunehmender Anzahl von Endmembern pro Pixel erhöht sich die Dimensionen des zu berechnenden Unterraums und damit die Anzahl der zu modellierenden Richtungsvektoren. Da deren Anzahl nicht a priori bekannt ist, müssen diesbezügliche Annahmen getroffen werden. In herkömmlichen Ansätzen finden hauptsächlich Kombinationen aus drei bis fünf Endmembern Verwendung. Die Genauigkeit der verschiedenen Kombinationen unterschiedlicher Endmemberanzahl wird dabei anhand von Bodendaten ermittelt (siehe Abschnitt 2.3.3).

Neben der Modellierung einer falschen Endmemberanzahl gibt es im linearen Entmischungsmodell verschiedene typische Ungenauigkeiten. Wie in Abschnitt 2.3.1 beschrieben, gehören dazu sowohl Schwankungen von Endmemberspektren, die durch die Variabilität ihrer physikalischen Eigenschaften begründet sind, als auch nichtlineare Effekte (Okin u.a. 2001, Ray und Murray 1996). Unter der Annahme, dass die Einflüsse der spektralen Variabilität und der Nichtlinearität und alle eventuell zusätzlich vorhandenen nicht genannten systematisch wirkenden Fehlerquellen vernachlässigbar gering sind, besteht neben einer falsch modellierten Endmemberanzahl die einzige Fehlerquelle im Signalrauschen. Letzteres ist als zufällig und normalverteilt anzusehen, weshalb ein Test der Residuen auf Normalverteilung eine falsche Endmemberanzahl als systematische Fehlerquelle aufdecken können sollte. In Untersuchungen anhand von Satellitendatensätzen hat sich diese Methodik jedoch als unzulänglich erwiesen. Da sie dagegen basierend auf synthetischen Datensätzen, denen künstlich ein Signalrauschen aufmoduliert wurde, Erfolg verspricht, scheint die Annahme der Vernachlässigbarkeit weiterer systematischer Fehlerquellen nicht korrekt zu sein.

Stattdessen wird hier die lineare Abhängigkeit der gesuchten Unterraumparameter untereinander genutzt, die auftritt, wenn mehr Endmember modelliert werden, als tatsächlich vorhanden sind. Wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben wurde, wirken sich überzählig modellierte Endmember auf die Ergebnisse herkömmlicher Verfahren der spektralen Entmischung insofern aus, dass Signalrauschen irrtümlich als Endmember interpretiert werden kann. Wegen der in diesen Standardmethoden gegebenen Spektren aller Endmember können deren Anteile in den Beobachtungsgleichungen eindeutig voneinander getrennt werden, wenn keine lineare Abhängigkeit unter den Spektren besteht. Im hier beschriebenen Modell werden dagegen Parameter gesucht, die einen bestanpassenden Unterraum an eine Punktwolke beschreiben. Liegt diese Punktwolke aber in einem Unterraum, bestehend aus weniger Dimensionen als das Modell, verursachen die überzähligen Dimensionen eine lineare Abhängigkeit der gesuchten Unterraumparameter untereinander. Dadurch ist eine eindeutige Berechnung von Unterraumparametern nicht möglich. Stattdessen können unendlich viele Unterräume in Betracht kommen, in denen die Punktwolke liegt. Im Ausgleichungsmodell bedeutet dies, dass die Determinante der Normal-

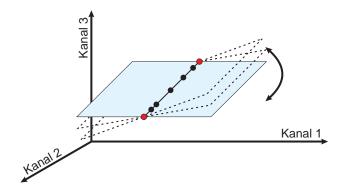


Abbildung 3.3: Überzählig modellierte Endmember. Alle Pixelspektren (schwarze Kreise) liegen im Merkmalsraum auf einer von zwei Endmemberspektren (rote Kreise) aufgespannten Geraden. Werden drei Endmember modelliert, sind alle Ebenen, die diese Gerade beinhalten, Teil der Lösung.

gleichungsmatrix null ist. Die Matrix ist singulär und damit nicht invertierbar, wodurch kein einheitlicher Unterraum errechnet werden kann. Das Gleichungssystem und damit die zu errechnenden Unterraumparameter haben unendlich viele Lösungen. In Abbildung 3.3 ist ein diesbezügliches Beispiel dargestellt. Ein Nachbarschaftsfenster besteht hier aus zwei Endmembern (rote Kreise), wodurch alle Pixelspektren (schwarze Kreise) nach dem Prinzip der linearen spektralen Entmischung auf einer von diesen Endmembern aufgespannten Geraden liegen. Bei der Annahme eines Modells mit drei Endmembern werden nun die Parameter einer Ebenengleichung (blaue Fläche) gesucht. Dabei kommen als Lösung alle Flächen in Frage, welche die aufgespannte Gerade beinhalten.

Wegen Rechenungenauigkeiten und Rundungsfehlern nähert sich die Determinante der Normalgleichungsmatrix nur Null an. Allerdings ist es trotzdem möglich, mithilfe eines Schwellwertes dieser Determinante Aussagen darüber zu treffen, ob eine überschätzte Endmemberanzahl zu linearen Abhängigkeiten in den Beobachtungsgleichungen und damit zu nicht eindeutigen bestanpassenden Unterräumen führen. Damit ist es möglich, in einem ersten Schritt relativ viele Endmember in einer Pixelnachbarschaft zu modellieren und deren Anzahl bei entsprechenden Resultaten der Determinante der Normalgleichungsmatrix sukzessive zu verringern (Abbildung 3.4).

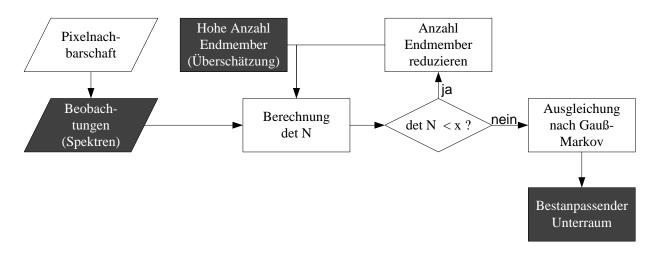


Abbildung 3.4: Modell der Bestimmung der optimalen Endmemberanzahl.

3.1.6 Berechnung der Endmemberspektren

Mit Hilfe des beschriebenen Modells ist es möglich, in einer Nachbereitung den bestanpassenden Unterraum eines Nachbarschaftsfensters zu bestimmen. Durch die Segmentierung des Bilddatensatzes in der Vorverarbeitung soll gewährleistet werden, dass sich die Pixelnachbarschaften an die Oberfläche anpassen und so die Spektren aller untersuchten Pixel von derselben Endmemberkombination aufgespannt werden. Allerdings besteht aufgrund der Heterogenität der Landschaft die Möglichkeit, dass die Nachbarschaften innerhalb einer Segmentklasse weiterhin verschiedene Endmemberkombinationen darstellen und deshalb unbrauchbar für eine Unterraumberechnung sind. Um dies zu berücksichtigen, wird von allen errechneten Unterräumen einer Segmentklasse derjenige herausgesucht, welcher sich optimal an alle Pixelspektren der Segmentklasse anpasst, dessen Residuen also minimal sind. Damit wird gleichzeitig berücksichtigt, dass Unterräume verschiedener Nachbarschaftsfenster, welche von derselben Endmemberkombination gebildet werden, zum Beispiel aufgrund von Systemrauschen oder physikalischer Variabilitäten der Endmember unterschiedliche Parameter aufweisen können. Diese erfahren hier eine Mittelung.

Die in Abschnitt 3.1.3 beschriebene Segmentierung des Bilddatensatzes wird aus Gründen der Objektivität und Automatisierbarkeit mit statischen Schwellwerten durchgeführt. Da, wie in Abschnitt 3.1.2 beschrieben, die einzelnen Segmente eine gewisse spektrale Diversität aufweisen sollen, werden diese Schwell-

werte entsprechend gewählt. Diese Strategie führt häufig zu Segmentklassen, welche mehrere verschiedene Oberflächentypen gleichzeitig abdecken. In diesem Fall kann ein einzelner Unterraum die entsprechende Segmentklasse nicht hinreichend beschreiben. Stattdessen werden dann mehrere verschiedene Unterräume gesucht, die sich zusammen am Besten an die entsprechenden Pixelspektren anpassen. Allerdings ist die genaue Anzahl der zu verwendenden Unterräume nicht bekannt. Dieses Problem kann teilweise durch eine unüberwachte Klassifikation aller aus der Segmentklasse errechneten Unterräume nach dem Isodata-Algorithmus abgefangen werden.

Nach dem Modell der linearen spektralen Entmischung liegen alle Endmemberspektren in dem errechneten Unterraum. Aussagen über deren genaue Positionen können aber noch nicht getroffen werden. Dafür wird in einer weiterführenden Analyse die Tatsache genutzt, dass sich die von zwei Kombinationen, welche aus verschiedenen Endmembern bestehen, aufgespannten I-1-dimensionalen Unterräume in einem I-2-dimensionalen Unterraum schneiden, wenn jeweils ein Endmember der beiden Kombinationen identisch ist. Das entsprechende Endmemberspektrum befindet sich dabei innerhalb dieses I-2-dimensionalen Unterraums. Ist ein Endmember in verschiedenen Nachbarschaftsfenstern Bestandteil von Unterräumen, die aus unterschiedlichen Endmemberkombinationen aufgespannt werden, kann die Dimension des Unterraumes, in dem es sich befindet, immer weiter reduziert werden. Das Ergebnis ist mit einem nulldimensionalen Unterraum die exakte Position des Endmemberspektrums im Merkmalsraum (siehe Abbildung 3.5).

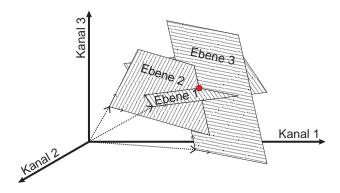


Abbildung 3.5: **Schnittpunkt von Unterräumen.** Drei verschiedene Kombinationen aus jeweils drei Endmembern schneiden sich in dem Punkt, welcher das Spektrum des Endmembers darstellt, das in allen Kombinationen vorkommt (roter Kreis).

Allerdings schneiden sich alle nicht parallelen und nicht windschiefen I-1 dimensionalen Unterräume im J-dimensionalen $(J \geq I)$ Merkmalsraum. Viele der errechneten Schnittpunkte stellen daher kein Endmemberspektrum dar. Beispiele von überzähligen Schnittpunkten sind in Abbildung 3.6 aufgezeigt. Hier wird eine exemplarische Punktwolke im zweidimensionalen Merkmalsraum dargestellt, welche in eine Vielzahl von Nachbarschaftsfenstern eingeordnet und deren bestanpassende Unterräume errechnet wurden. Letztere bestehen in diesem Beispiel aus zwei-Endmember-Kombinationen (farbige Linien). Alle Schnittpunkte dieser Unterräume (rote Kreise) kommen als potentielles Endmemberspektrum in Frage.

Auch können Unterräume verschiedener Nachbarschaftsfenster, welche von derselben Endmemberkombination gebildet werden, wie oben beschrieben zum Beispiel aufgrund physikalischer Variabilitäten der Endmember unterschiedliche Parameter aufweisen (Abbildung 3.6: grüne Linien). Das Ergebnis ist dann eine Vielzahl von Schnittpunkten, die alle demselben Endmemberspektrum zugeordnet werden müssen. Um die Anzahl der potentiellen Endmembern zugeordneten Schnittpunkte zu verringern, werden die Parameterdarstellungen der ermittelten I-1dimensionalen Unterräume wie beschrieben mit dem Isodata-Algorithmus unüberwacht klassifiziert. Die Kenntnis der genauen Anzahl der gesuchten Klassen – der möglichen Endmemberkombinationen – setzt das Wissen um die Zahl der im Datensatz vorkommenden Endmember voraus. Da dieses nicht gegeben ist, kann

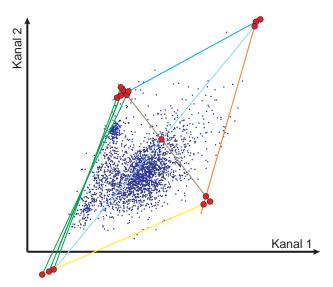


Abbildung 3.6: Punktwolke und bestanpassende Unterräume. Darstellung einer Punktwolke im zweidimensionalen Merkmalsraum und von daraus berechneten Unterräumen (Linien). Die Schnittpunkte der Unterräume (rote Kreise) können Endmemberspektren entsprechen.

auch die Anzahl der gesuchten Klassen nur grob eingegrenzt werden. Zudem müssen nicht alle möglichen Endmemberkombinationen bzw. Unterräume im Bild vorkommen. Bei den zu klassifizierenden Parametern handelt es sich ausschließlich um die Richtungsvektoren der Unterräume, da Unterschiede in deren Aufpunkten eine andere Gewichtung auf die Position der potentiellen Schnittpunkte haben. Eine mögliche Parallelität von Unterräumen verschiedener Kombinationen und damit eine fehlerhafte Einordnung in dieselbe Klasse werden hier in Kauf genommen.

Wegen des Systemrauschens besteht weiterhin die Möglichkeit, dass sich errechnete Unterräume aus teilweise identischen Endmembern nicht schneiden, wenn ihre Dimension kleiner ist als die des Merkmalsraums. Deshalb wird der Schwellwert eines Minimalabstandes zweier Unterräume eingeführt. Ist der kleinste Abstand dieser Unterräume kleiner als der Minimalabstand, wird auch hier ein Schnittpunkt definiert, welcher in der Mitte der kürzesten Verbindungslinie beider Unterräume liegt.

Die aus den reduzierten Unterräumen errechneten Schnittpunkte werden anschließend weiteren Untersuchungen unterzogen. So sind alle Punkte, die im Merkmalsraum außerhalb des Intervalls zwischen 0 und 100 % Reflektion liegen (Abbildung 3.6: Schnittpunkt von gelber und grüner Linie), als fehlerhaft anzusehen

und zu verwerfen. Dasselbe gilt für Schnittpunkte, die sich innerhalb eines konvexen Polygons (Barber u. a. 1996) um die Punktwolke der Pixelspektren befinden (Abbildung 3.6: Schnittpunkt von hellblauer und brauner Linie). Zwar besteht die Möglichkeit, dass sich das Spektrum eines Oberflächentypes im Merkmalsraum innerhalb des konvexen Polygons der Punktwolke befindet. In diesem Fall wäre es aber linear von anderen Endmemberspektren abhängig und deren Anteile im Pixel könnten nicht nach dem Entmischungsmodell ermittelt werden. Um jedoch ein mögliches Signalrauschen zu berücksichtigen, wird der Schwellwert eines Bereiches eingeführt, in dem sich die Endmemberspektren innerhalb des konvexen Polygons befinden dürfen. Darüber hinaus werden Schnittpunkte verworfen, wenn sich zwischen ihnen und der Punktwolke ein weiterer Unterraum befindet (Abbildung 3.6: orangefarbener Unterraum und Schnittpunkt von brauner und gelber Linie) und somit besser an das konvexe Polygon der Punktwolke angepasst ist. Zuletzt erfolgt eine weitere unüberwachte Klassifikation nach dem Isodata-Algorithmus der restlichen Schnittpunkte im Merkmalsraum, um ähnliche Spektren zusammenzufassen (Abbildung 3.6: Schnittpunkte von blauer, hellblauer und orangefarbener Linie).

Die so reduzierten Schnittpunkte werden anschließend manuell bekannten Oberflächentypen zugeordnet. Die entsprechenden Spektren werden in einer Datenbank zusammengefasst, die in einem letzten Schritt als Eingangsparameter für einen herkömmlichen MESMA–Ansatz verwendet wird.

Damit ist dieses Modell in der Lage, durch die Berechnung von Hyperebenen, deren Verschneidung und anschließende Analyse der Schnittpunkte ohne Verwendung von zusätzlichen Informationen Endmemberanteile aus einem Bild zu ermitteln. Auf die Annahme alternativer Verfahren, dass im Bild reine Pixel vorhanden seien müssen, kann hierbei verzichtet werden. Dieser unüberwachte Ansatz eignet sich deshalb besser für eine Automatisierung eines Entmischungsmodells in semiariden Regionen als herkömmliche Modelle.

3.2 Berechnung von Baumbedeckungsgraden

In Anlehnung an das von Hall u.a. (1995) entworfene Modell (siehe Abschnitt 2.5) wird hier mithilfe einer linearen Transformation aus den Anteilen der Endmember "grüne Vegetation", "offener Boden" und "Schatten" auf Baumbedeckungsgrade geschlossen. Die Trainingsdaten zur Berechnung der additiven und multiplikativen Transformationsparameter werden aus anderweitig ermittelten Baumdichtedaten gewonnen. Dafür erfolgt hier eine Klassifikation von höchstauflösenden Satellitenbildern, deren Ergebnis auf die geometrische Auflösung des zu untersuchenden Satellitendatensatzes herunterskaliert wird.

Allerdings impliziert dieser Ansatz, dass es einen linearen Zusammenhang der verschiedenen Endmemberanteile zu den Baumbedeckungsgraden gäbe, aus dem Vorkommen eines einzelnen Endmembers also auf das Vorhandensein von Bäumen geschlossen werden kann. Die hier verwendeten Endmemberanteile müssen in einem Pixel aber nicht ausschließlich von der Reflektion an Bäumen hervorgerufen werden, da sie auch potentielle Bestandteile anderer Landbedeckungsklassen sein können. So kommt photosyntheseaktive, grüne Vegetation beispielsweise auch in Grasland vor. Sind die Endmember aber zusätzlich Bestandteile von anderen im Pixel vorkommenden Bedeckungsarten, führt das Transformationsmodell zu einer Überschätzung der zu berechnenden Baumbedeckungsgraden. Deshalb ist es hier nicht sinnvoll, ein einzelnes differenzierbares Transformationsmodell zwischen den Anteilen aller Endmember und einem Baumbedeckungsgrad anzusetzen.

Um diese potentielle Überschätzung zu reduzieren, werden hier drei unabhängige Transformationsmodelle von den verschiedenen Endmemberanteilen nach Baumbedeckungsgraden erstellt. Der geringste der so ermittelten Anteile wird dann als endgültige Baumbedeckung angenommen. Dabei wird davon ausgegangen, dass der sich die Anteile von grüner Vegetation und Schatten direkt proportional zur zu errechnenden Baumdichte verhalten. Dagegen lässt das Vorkommen von offenem Boden auf die Absenz von Bäumen schließen, weshalb diese Parameter als indirekt proportional zueinander angenommen werden. Das entsprechen-

de Modell, welches die drei voneinander unabhängigen Transformationen beinhaltet, lautet damit wie folgt.

$$a_t = \min \{ a_{gv} \cdot x_1; a_{sh} \cdot x_2; 1 - a_{bs} \cdot x_3 \}$$
 (3.10)

Dabei entsprechen a_t , a_{gv} , a_{sh} und a_{bs} den Anteilen von Bäumen, grüner Vegetation, Schatten und offenem Boden. Die Transformationsparameter x_1 , x_2 und x_3 werden so ermittelt, dass (3.10) zu minimalen Residuen führt. In dem Modell wird auf die Ermittlung von Parametern höherer Ordnung verzichtet, da sie auch nicht bei der unüberwachten Bestimmung der Endmemberspektren berücksichtigt wurden. In Schramm u. a. 2008b wird zudem dargestellt, dass Glieder höherer Ordnung für die Transferfunktion vernachlässigbar sind.

Das beschriebene Problem, dass die für die Berechnung eines Transfermodells verwendeten Endmemberanteile auch Bestandteile anderer Landbedeckungstypen sein können, führt aber weiterhin zu systematischen Fehlereinflüssen bei der Berechnung der drei Regressionsgeraden. Um diese zu verringern, gehen ausschließlich die Endmember- und Landbedeckungsanteile von Pixeln, in denen im hochaufgelösten Referenzdatensatz auch Bäume detektiert wurden, in das Regressionsmodell ein. Damit erhöht sich die Wahrscheinlichkeit, dass die beobachteten Endmemberanteile der einzelnen Pixel ausschließlich in Bäumen vorkommen.

Weiterhin erfolgt hier mit dem Datasnooping (Jäger u. a. 2005) eine Robustifizierung des Regressionsansatzes. Dafür wird zunächst eine lineare Regression, basierend auf allen Eingangs- und Referenzdaten des jeweiligen Endmemberanteils und der Baumdichte, durchgeführt. Anschließend kann die Beobachtung, welche zum größten Residuum führt, einem Ausreißertest unterzogen und gegebenenfalls aus dem Satz der Eingangsdaten gelöscht werden, bevor daraus eine neue Regressionsgerade berechnet wird. Wenn so Pixel, in denen zum Beispiel der Endmemberanteil "grüne Vegetation" noch in anderen Landbedeckungstypen vorkommen, nicht zu häufig in das Regressionsmodell eingehen, werden sie vom Modell als Ausreißer interpretiert und sie gehen so kaum in die Berechnung der Regressionsgeraden ein.

Da es sich bei (3.10) wie beschrieben um ein nicht differenzierbares Modell handelt, werden hier zunächst die verschiedenen Transformationsmodelle zur Baumdichteabschätzung unabhängig voneinander errechnet. Anschließend wird für jedes Pixel ermittelt, welches Modell zu einem geringeren Baumanteil führt. In einem weiteren Iterationsschritt können nun die Transformationsmodelle erneut berechnet werden, wobei ausschließlich die Pixel verwendet werden, die in diesem Modell zum geringsten Ergebnis geführt haben. Danach wiederholt sich die Überprüfung, welches Transformationsmodell bei den einzelnen Pixeln den geringeren Baumdichteanteil vorhersagt. Dieser iterative Prozess wird abgebrochen, sobald weniger als fünf Prozent der Pixel zwischen den Transformationsmodellen wechselt.

Die so ermittelten Transformationsparameter können anschließend verwendet werden, um die Baumdichte über den gesamten Satellitendatensatz zu berechnen. Das Ergebnis dieses Modells ist schließlich ein Datensatz aus kontinuierlichen Baumbedeckungsanteilen, dessen geometrische Auflösung sich mit der des Ausgangsdatensatzes deckt. Da wie beschrieben die dem Modell zugrunde liegenden Endmember auch in anderen Landbedeckungsklassen wie zum Beispiel Grasland vorkommen können, ist in diesen Regionen weiterhin eine Überschätzung des Baumbestandes zu erwarten.

Validierung anhand synthetischer Daten

Für eine Analyse des beschriebenen Modells auf Ungenauigkeiten der vorhandenen Datensätze wird der Ansatz hier auf synthetischen Daten getestet. Der Vorteil dieser Daten ist, dass die wahren Werte der daraus zu ermittelnden Endmemberanteile exakt bekannt sind. In Abschnitt 4.1 wird zunächst auf die Berechnung der synthetischen Datensätze eingegangen. Anschließend folgt in den Abschnitten 4.2 bis 4.4 die Untersuchung verschiedener Einflüsse auf einzelne Pixelnachbarschaften (Tabelle 4.1). Dabei wird in Abschnitt 4.2 die Modellierung einer Nachbarschaft behandelt, bei der die Anzahl der Endmember als bekannt vorausgesetzt wird. In Abschnitt 4.3 wird anschließend die Genauigkeit des Modells untersucht, wenn durch eine Annahme von zu wenigen Endmembern in der zu untersuchenden Pixelnachbarschaft ein Modellfehler vorliegt. Abschnitt 4.5 beschäftigt sich zuletzt mit der Berechnung von Endmemberspektren aus einer synthetischen Landschaft, bestehend aus verschiedenen Oberflächentypen. Unter Anderem wird dabei untersucht, wie sich das Modell bei der Wahl von mehr Endmembern verhält, als in der Pixelnachbarschaft vorkommen.

4.1 Erstellung synthetischer Datensätze

Für eine Berechnung synthetischer Pixelspektren werden ausgewählte Endmemberspektren aus Spektralbibliotheken (Abschnitt 2.3.1) abgeleitet. Die radiometrische Auflösung dieser Bibliotheken übersteigt allerdings die der Satellitenaufnahmesysteme. Für eine möglichst genaue Modellierung eines Datensatzes des ASTER-Sensors (Abschnitt 5.2.1), anhand dessen in Kapitel 5 die Untersuchungen mit rea-

len Daten aufgeführt sind, werden deshalb die Profile der spektralen Empfindlichkeit von dessen neun Kanälen im visuellen Bereich sowie im nahen und kurzwelligen Infrarot (Abbildung B.1) berücksichtigt. Grundlage dieser synthetisch erstellten Kanalkombination bildet der atmosphärenkorrigierte Level-2B05—Datensatz des ASTER—Sensors (Abschnitt 5.2.1). Aus den Spektralbibliotheken werden Spektren von offenem Boden sowie grüner und trockener Vegetation abgeleitet — Endmember, wie sie in den semiariden Regionen Afrikas häufig vertreten sind.

Zusätzlich sind für eine detailliertere Unterteilung der synthetischen Landschaft die Endmemberspektren von verbrannter Fläche und Schatten direkt aus einem ASTER-Datensatz extrahiert worden. Dafür wird das Spektrum von Schatten hier, wie in Abschnitt 2.3.2 beschrieben, mit dem von tiefem klaren Wasser gleichgesetzt.

Im Folgenden werden Nachbarschaftsfenster, bestehend aus Pixeln bekannter Endmemberanteile, modelliert und daraus mithilfe von den wahren Endmemberspektren wahre Pixelspektren errechnet. Grundlage dafür bildet das in Abschnitt 2.2.1 beschriebene Standardmodell der linearen spektralen Entmischung.

$$l_j = \sum_{i=1}^m a_i \cdot s_{ij} \,, \tag{2.5}$$

mit l_j als hier zu errechnender Reflektionswert des Pixels in Kanal j, s_{ij} als Reflektionswert des Endmembers i im Kanal j und a_i als dessen Anteil im zu untersuchenden Pixel. Um die in Abschnitt 3.1.2 geforderte Heterogenität der Endmemberanteile zu gewährleisten, werden die über alle Pixel einer Nachbarschaft gleichmäßigen Endmemberanteile insofern variert, dass ihnen zufällige Anteile hinzugefügt werden.

Abschnitt	Untersuchter Einfluss	Weg der Untersuchung	Art der Überprüfung
4.2	Unterschiedliche Endmember- kombination in den Pixeln ei- ner Nachbarschaft Korrekte Anzahl modellierter Endmember in der Nachbar- schaft	2 Endmemberkombinationen in einer Nachbarschaft zusam- mengefasst 2 Kombinationen mit jeweils zwei gleichen Endmembern	Euklidischer Abstand zwischen Unterraum und Pixelspektren
4.3	Unterschiedliche Endmember- kombination in den Pixeln ei- ner Nachbarschaft Falsche Anzahl modellierter Endmember in der Nachbar- schaft	2 Endmemberkombinationen in Nachbarschaft zusammenge- fasst Jeweils 2 Kombinationen mit ei- nem und mit zwei gleichen End- membern	Euklidischer Abstand zwischen Unterraum und Pixelspektren Euklidischer Abstand zwischen Unterraum und Endmember- spektren
4.4	Normalverteiltes Signalrau- schen	Nachbarschaftsfenster verschiedener Endmemberzusammensetzungen	Euklidischer Abstand zwischen Unterraum und Pixelspektren Euklidischer Abstand zwischen Unterraum und Endmember- spektren

Tabelle 4.1: Zusammenfassung der hier untersuchten Einflüsse auf das Entmischungsergebnis.

Diese Zufallswerte sind hier gleichverteilt und liegen in einem Wertebereich von -5 bis $+5\,\%$ Endmemberanteil.

4.2 Unterschiedliche Endmemberkombinationen in den Pixeln einer Nachbarschaft

Grundlage des hier vorgestellten Modells bildet die Annahme, dass sich alle für die Berechnung eines bestanpassenden Unterraumes hinzugezogenen Pixel aus derselben Endmemberkombination zusammensetzen. Besonders in den Grenzbereichen zwischen verschiedenen Landschaftsformen ist diese Voraussetzung aber nicht immer gegeben. Der Einfluss des dadurch auftretenden Modellfehlers auf die Genauigkeit des bestanpassenden Unterraumes hängt unter anderem von den Anteilen der verschiedenen Endmember eines Landschaftstyps ab. Zur Darstellung dieses Einflussfaktors wurden hier willkürlich drei Landschaftstypen definiert. Diese sind aus verschiedenen Endmemberkom-

binationen, bestehend aus unterschiedlichen Anteilen von offenem Boden, grüner beziehungsweise trockener Vegetation, Schatten und Brandfläche, zusammengesetzt.

Der erste so erstellte Landschaftstyp setzt sich wie folgt zusammen:

20% offener Boden
72% grüne Vegetation
8% Schatten

Kombination 1

Die zweite modellierte Landschaft stimmt in zwei Endmembern mit der ersten Kombination überein. Damit ist gewährleistet, dass sich die Beobachtungsgleichungen der verschiedenen Pixel im Ausgleichungsmodell gegenseitig beeinflussen. Die Kombination lautet hier:

 $\bullet \ 50\% \ \text{offener Boden} \\ \bullet \ 30\% \ \text{gr"une Vegetation} \\ \bullet \ 20\% \ \text{trockene Vegetation} \\ \ \ \ \ \ \ \ \ \,$ Kombination 2

Für eine Verschneidung der unterschiedlichen Landschaftstypen innerhalb einer Nachbarschaft wurde ein 10×10 -Pixelfenster erstellt, in welchem zunächst

die beiden Landschaftstypen vorkommen. Die Anteile dieser beiden Landschaftstypen im Pixelfenster wurden hierbei variiert, um auch diesen Einfluss zu beschreiben. Die Endmemberanteile beider Landschaftstypen wurden in jedem Pixel wie in Abschnitt 4.1 beschrieben um gleichverteilte Zufallswerte verändert. Anschließend wurde der bestanpassende Unterraum dieser Pixelnachbarschaft ermittelt.

Wie in Abschnitt 3.1.5 beschrieben, besteht die Möglichkeit, die Gesamtzahl der Endmember in einer Pixelnachbarschaft zu bestimmen. Deshalb wird in diesem Abschnitt zunächst untersucht, welche Auswirkungen das Vorkommen unterschiedlicher Endmemberkombinationen in einem Pixelfenster hat, wenn die Gesamtzahl der in der Nachbarschaft vorkommenden Endmember bekannt ist. Dafür wurde im Anschluss an die Berechnung der bestanpassenden Ebene deren euklidischer Abstand Δ zu den Pixelspektren der in der Nachbarschaft vorkommenden Landschaftstypen im neunkanaligen Merkmalsraum errechnet.

$$\Delta = \sqrt{\sum_{j} (s_j - s_{0,j})^2} \tag{4.1}$$

s entspricht dabei dem aus dem Unterraum errechneten Spektrum, s_0 ist das wahre Spektrum des Landschaftstypes ohne zufällige Abweichungen von dessen Endmemberanteile und j stellt die Nummer des Kanals dar.

Abbildung 4.1 zeigt die euklidischen Distanzen der errechneten Unterräume zu den Pixelspektren dieser beiden Endmemberkombinationen. Dabei wurden hier Mittelwerte aus jeweils fünf verschiedenen 10×10 –Pixelfenstern dargestellt, in denen sich zwar die Anteile der Landschaftstypen im Nachbarschaftsfenster nicht änderte, aber die Endmemberanteile jeden Pixels unabhängig voneinander zufällig verändert wurden.

Der Abstand zu den Pixelspektren geht über weite Bereiche gegen Null. Dieses Ergebnis hat sich als weitgehend unabhängig von den Freiheitsgraden und damit der Größe der Pixelnachbarschaft herausgestellt. Größere Abweichungen sind nur zu beobachten, wenn eine der Endmemberkombinationen durch zu wenig Pixel repräsentiert wird. Erkennbar ist hier, dass der euklidische Abstand zum Pixelspektrum der Kombination 1 bereits ansteigt, wenn diese noch mit ungefähr zehn Pixeln vertreten ist. Das liegt an dem gerin-

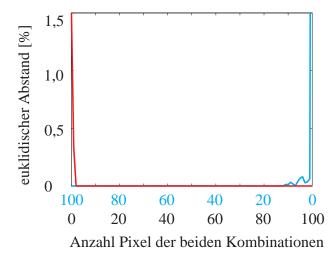


Abbildung 4.1: Einfluss mehrerer Endmemberkombinationen auf den bestanpassenden Unterraum bei bekannter Endmemberanzahl. Euklidischer Abstand (in % Reflektanz) zwischen dem bestanpassenden Unterraum und den wahren Pixelspektren. Blau: Abstand zu Spektrum von Endmemberkombination 1 und die Anzahl der aus dieser Kombination bestehenden Pixel; Rot/Schwarz: Abstand zu Spektrum von Endmemberkombination 2 und die Anzahl der aus dieser Kombination bestehenden Pixel.

gen Anteil von Schatten, welcher nur in dieser Kombination vorkommt. Damit verhält sich die Genauigkeit des zu errechnenden Unterraumes zunehmend wie bei einem Modellfehler einer falsch gewählten Endmemberanzahl. Das bedeutet, dass eine Pixelnachbarschaft, welche zum Beispiel aufgrund ungenauer vorheriger Segmentierung aus verschiedenen Endmemberkombinationen besteht, auch bei bekannter Gesamtzahl von Endmembern zu ungenauen Unterraumparametern führen kann.

Ist eine Endmemberkombination hier in weniger als drei Pixeln enthalten, steigt die Abweichung zum entsprechenden Pixelspektrum stark an. Dies lässt sich durch die in Abschnitt 3.1.2 beschriebene mindestens benötigte Anzahl an Beobachtungen erklären, damit die entsprechenden Richtungsvektoren des Unterraumes berechnet werden können.

$$K_{\min} = I, (3.8)$$

mit K als der Anzahl der Pixel im Ausgleichungsmodell und I als der Anzahl der Endmember. Bei nur zwei eingehenden Pixelspektren, bestehend aus drei Endmembern, wird das Gleichungssystem singulär, sodass die Unbekannten nicht mehr berechnet werden können.

4.3 Verschiedene Kombinationen bei unbekannter Endmemberanzahl

In Abschnitt 4.2 wird beschrieben, welchen Einfluss eine zusätzliche Endmemberkombination auf die Genauigkeit des zu errechnenden Unterraumes hat, wenn die Gesamtzahl der Endmember des Nachbarschaftsfensters bekannt ist. Hier wird in Anlehnung an diese Untersuchung der Einfluss einer unbekannten Anzahl von Endmembern in der Nachbarschaft untersucht. Dafür werden wie auch schon in Abschnitt 4.2 die beiden Endmemberkombinationen, deren Anteile um gleichverteilte Zufallswerte verändert wurden, in variabler Quantität zu einer Pixelnachbarschaft zusammengefügt. Diese beiden Landschaftstypen zeichnen sich durch zwei identische Endmember aus. In diesem Abschnitt wird zusätzlich die Verschneidung zweier Landschaftstypen untersucht, die sich in nur einem Endmember gleichen. Dafür wurde das Spektrum eines dritten Landschaftstyps errechnet, bei welchem nur ein Endmember mit dem ersten Typ übereinstimmt.

> • 50% offener Boden • 40% trockene Vegetation • 10% Brandfläche

Bei der Verschneidung zweier Landschaftstypen in einer Nachbarschaft wurden auch hier wieder deren Anteile im Pixelfenster variiert. Für die Berechnung der bestanpassenden Unterräume ist davon ausgegangen worden, dass sich das Pixelfenster aus insgesamt drei Endmembern zusammensetzt, der Unterraum hier also eine Ebene ist.

In Abbildung 4.2 sind die euklidischen Abstände dieser errechneten Ebenen zu den entsprechenden wahren Pixelspektren in Abhängigkeit zur Quantität der jeweiligen Landschaftstypen im Nachbarschaftsfenster aufgeführt. Auch hier wurden Mittelwerte aus jeweils fünf verschiedenen Pixelfenstern dargestellt.

Es ist erkennbar, dass die Abweichung zum Pixelspektrum gegen Null geht, wenn das Pixelfenster komplett aus einer Endmemberkombination besteht und somit kein Modellfehler vorliegt. Dieses Ergebnis wurde wie auch in Abschnitt 4.2 unabhängig von der Anzahl der Pixel im Nachbarschaftsfenster festgestellt. Der euklidische Abstand steigt leicht an, sobald ein

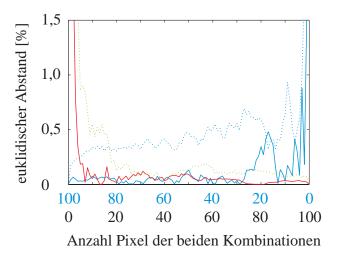


Abbildung 4.2: Einfluss mehrerer Endmemberkombinationen auf den bestanpassenden Unterraum. Euklidischer Abstand (in % Reflektanz) zwischen der bestanpassenden Ebene und dem wahren Pixelspektrum. Die durchgezogenen Linien beschreiben die Verschneidung der in Abschnitt 4.2 aufgeführten Kombinationen 1 und 2, die gepunkteten Linien die der Kombinationen eins und drei. Die blauen Linien und die dazugehörige Beschriftung beziehen sich auf den Abstand der jeweiligen Ebene zum Pixelspektrum von Kombination 1 beziehungsweise dessen Anteil am Nachbarschaftsfenster. Die rote beziehungsweise grüne Linie beschreibt den Ebenenabstand zur Kombination 2 beziehungsweise 3.

zweiter Landschaftstyp im Nachbarschaftsfenster modelliert wird, da zur Berechnung einer bestanpassenden Ebene alle Pixelspektren gleichberechtigt verwendet werden.

Weiterhin ist in Abbildung 4.2 zu beobachten, dass die euklidischen Abstände zu den Pixelspektren desto sprunghafter werden, je weniger dieser Pixel in der Nachbarschaft vorkommen. Dies könnte durch den geringeren Einfluss eben dieser Endmemberkombinationen im Ausgleichungsmodell zu erklären sein.

Die Verschneidung zweier Kombinationen mit nur einem gemeinsamen Endmember (hier die Landschaftstypen 1 und 3; in Abbildung 4.2 durch die gepunkteten Linien dargestellt) führt zu höheren Abweichungen des errechneten Unterraumes zu den Pixelspektren. Das liegt wahrscheinlich an der größeren Instabilität des Modells, da in diesem Fall nur ein Endmember das Bindeglied zwischen den verschiedenen Pixeln ist. Allgemein sind hier aber die Absolutwerte des Abstandes wenig aussagekräftig, da sie unter anderem sowohl von den Spektren der verwendeten End-

member als auch von der Position der Pixelspektren in Relation zu den Endmemberspektren im Merkmalsraum abhängen.

Trotz dieser geringen Aussagekraft der absoluten Abweichungen lässt sich in Abbildung 4.2 ein starker relativer Anstieg aller euklidischen Distanzen ausmachen, wenn die entsprechende Endmemberkombination in weniger als ungefähr 20% der Pixel enthalten ist. Dieser Anstieg spricht dafür, dass diese Endmemberkombination dann nur noch einen geringen Einfluss auf die Berechnung des Unterraumes ausübt.

Eine optimale Anpassung der errechneten Unterräume an die wahren Pixelspektren bedeutet allerdings nicht automatisch, dass sie den wahren, von den
bekannten Endmemberspektren aufgespannten Unterräumen entsprechen. Vielmehr richten sie sich an den
beiden Punktwolken der Pixelspektren beider zufällig
variierender Endmemberkombinationen aus. Deshalb
wurden hier zusätzlich anhand der Verschneidung der
Kombinationen 1 und 2, die beide die Endmember
"grüne Vegetation" und "offener Boden" aufweisen, die
Abstände des errechneten Unterraumes zu den vier
im Pixelfenster vorkommenden Endmemberspektren
berechnet. Diese euklidischen Distanzen sind in Abbildung 4.3 dargestellt.

Erkennbar ist hier zunächst wieder, dass die Abstände der errechneten Unterräume zu den wahren Endmemberspektren gegen Null gehen, sobald die Pixelnachbarschaft ausschließlich aus einer Endmemberkombination besteht, wenn das entsprechende Endmember darin enthalten ist. Dies deckt sich mit der Beobachtung in Abbildung 4.2 und zeigt, dass in diesem Fall kein Modellfehler vorliegt. Sobald allerdings eine zweite Endmemberkombination in der Nachbarschaft auftritt, richten sich die Ebenen an den beiden Punktwolken der in das Modell eingehenden Pixelspektren aus. Der genaue Verlauf der Abweichung des Unterraumes zu einem bestimmten Endmember ist unter anderem vom Anteil dieses Endmembers im entsprechenden Landschafttypen abhängig. So steigt der Abstand zum Schattenspektrum, welches in der Kombination 1 mit nur 8 % vorkommt, bei nur einem Pixel der Kombination 2 bereits auf ungefähr $45\,\%$ Reflektion. Grüne Vegetation dagegen macht 72 % dieses ersten Landschaftstypen aus. Der Abstand des Unterraumes zu diesem Endmemberspektrum steigt deshalb bei Hinzunahme einiger Pixel der zweiten End-

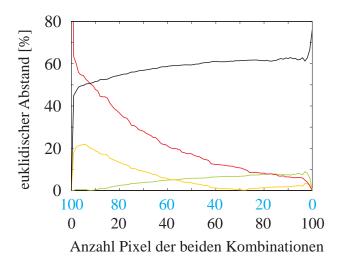


Abbildung 4.3: Einfluss mehrerer Endmemberkombinationen auf den bestanpassenden Unterraum. Euklidische Abstände (in % Reflektanz) zwischen der bestanpassenden Ebene und den wahren Endmemberspektren in Abhängigkeit von der Anzahl der jeweiligen Pixel mit einer Endmemberkombination. Kombination 1 (blaue Beschriftung): offener Boden – grüne Vegetation – Schatten; Kombination 2 (schwarze Beschriftung): offener Boden – grüne Vegetation – trockene Vegetation. Euklidische Abstände zu den Endmembern "grüne Vegetation" (grün), "offener Boden" (gelb), "trockene Vegetation" (rot) und "Schatten" (schwarz).

memberkombination kaum an, zumal grüne Vegetation ja auch dort mit $30\,\%$ vertreten ist.

Bereits eine geringe Zahl von Pixeln, die aus einer alternativen Endmemberkombination bestehen, kann also zu einer erheblichen Ungenauigkeit der errechneten Unterräume führen. Bei Nachbarschaftsfenstern, welche die Grenzen zwischen verschiedenen Landschaftstypen beschreiben, können trotz morphologischer Anpassung mittels vorheriger Segmentierung solche alternativen Endmemberkombinationen auftreten, wenn diese Grenzen fließend sind. Aus diesem Grund ist es unerlässlich, wie in Abschnitt 3.1.6 beschrieben, von den aus allen Nachbarschaften eines Segmentes errechneten Unterräumen denjenigen auszuwählen, welcher sich am Besten an alle Pixelspektren anpasst. So ist eine möglichst große Spannbreite der Spektren aller Pixel garantiert, welche zur selben Endmemberkombination gehören. Der Unterraum, welcher sich also an alle Pixelspektren des Segments annähert, beinhaltet mit hoher Wahrscheinlichkeit auch näherungsweise die entsprechenden Endmemberspektren.

4.4 Signalrauschen 48

4.4 Signalrauschen

Um einen möglichst realistischen Datensatz zu simulieren, wird hier auf die wie in Abschnitt 4.1 beschrieben errechneten Pixelspektren zusätzlich ein normalverteiltes Signalrauschen unterschiedlicher Stärke moduliert. Grundlage hierfür bilden zwei 10×10 –Pixelnachbarschaften, welche beide aus denselben Endmembern bestehen, denen hier aber willkürlich unterschiedliche Anteile zugewiesen wurden. Die jeweiligen Anteile der ersten/zweiten Nachbarschaft, welche um einen gleichverteilten Zufallswert verändert wurden (siehe Abschnitt 4.1), lauten wie folgt.

- 20/80% offener Boden
- 72 / 18 % grüne Vegetation
- 8/2% Schatten

Da sich beide Landschaftstypen aus derselben Endmemberkombination zusammensetzen, sind die wahren Parameter ihrer Unterräume identisch. Auf die aus den Endmemberanteilen nach Abschnitt 4.1 errechneten Spektren wurde anschließend für alle neun Kanäle unabhängig voneinander eine normalverteilte Zufallsvariable aufmoduliert.

In Abbildung 4.4 ist der euklidische Abstand der errechneten Unterräume zu ihrem jeweiligen Pixelspektrum in Abhängigkeit von der Standardabweichung des Signalrauschens dargestellt. Diese Funktionen stellen die Mittelwerte von jeweils fünf Nachbarschaften dar, für die sowohl das gleich- als auch das normalverteilte Rauschen unabhängig voneinander simuliert wurde. Die durchgezogene Linie bezieht sich hier auf Nachbarschaft eins, die gepunktete Linie auf die zweite. Das Signalrauschen hat auf die aus verschiedenen Anteilen derselben Endmember bestehenden Pixel einen unterschiedlichen Einfluss. Das liegt daran, dass sich die Standardabweichung des Signalrauschens nicht auf einen absoluten Wert der maximal möglichen Oberflächenreflektion bezieht, sondern auf die tatsächliche Reflektion im Pixel. So ist es möglich, dass sich ein Signalrauschen mit ein und derselben Standardabweichung unterschiedlich auf verschiedene Pixelspektren auswirkt (ERSDAC 2005). Eine größere Standardabweichung des modellierten Signalrauschens hat nach Abbildung 4.4 einen höheren eu-

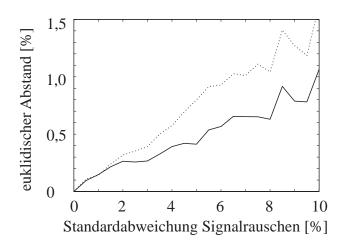


Abbildung 4.4: Einfluss des Signalrauschens auf den bestanpassenden Unterraum. Euklidischer Abstand (in % Reflektanz) zwischen dem bestanpassenden Unterraum und den wahren Pixelspektren in Abhängigkeit von der Standardabweichung eines aufmodulierten normalverteilten Rauschens. Durchgezogene Linie: Abstand zu Nachbarschaft eins; gepunktete Linie: Abstand zu Nachbarschaft zwei.

klidischen Abstand des errechneten Unterraumes vom wahren mittleren Pixelspektrum zur Folge.

Gleichzeitig wirkt sich das Signalrauschen auch unterschiedlich auf die Berechnung der Endmemberspektren aus, je nachdem welche wahren Endmemberanteile im Nachbarschaftsfenster vorkommen. In Abbildung 4.5 sind in Anlehnung zu Abbildung 4.4 die euklidischen Abstände der beiden errechneten Unterräume zu den wahren Endmemberspektren dargestellt. Hieraus wird ersichtlich, dass der Einfluss des Signalrauschens auf die Genauigkeit der Parameterberechnung des Unterraumes mit abnehmendem durchschnittlichen Anteil des entsprechenden Endmembers im Pixelfenster steigt. Das liegt daran, dass der errechnete bestanpassende Unterraum definitionsgemäß durch das Zentrum der Punktwolke aller verwendeten Pixelspektren im Merkmalsraum verläuft. Nach dem Strahlensatz vergrößert sich der Abstand des Unterraumes vom Endmemberspektrum dann proportional zu dessen Entfernung zu diesem Zentrum. In Abbildung 4.5 sind deshalb die Abweichungen von Schatten folgerichtig höher als die vom offenen Boden und der Vegetation. Auch kann dieser Aspekt bei den beiden letztgenannten Endmembern beobachtet werden. Während bei Unterraum eins der Abstand zur grünen Vegetation, welche am mittleren Pixelspektrum wie oben beschrieben einen Anteil von 72 % hat, konstant

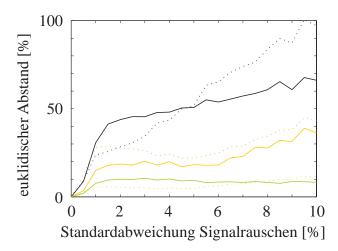


Abbildung 4.5: Einfluss des Signalrauschens auf den bestanpassenden Unterraum. Euklidische Abstände (in % Reflektanz) zwischen dem bestanpassenden Unterraum und den wahren Endmemberspektren in Abhängigkeit von der Standardabweichung eines aufmodulierten normalverteilten Rauschens. Durchgezogene Linie: Unterraum 1; gepunktete Linie: Unterraum 2. Euklidische Abstände zu den Endmembern "grüne Vegetation" (grün), "offener Boden" (gelb) und "Schatten" (schwarz).

geringer ist als der Abstand zum offenen Boden (20 % Anteil), kehrt sich dieses Verhältnis bei Unterraum zwei (18 % und 80 %) um.

4.5 Synthetische Landschaft

Die mögliche Interaktion verschiedener Unterräume zueinander wird hier anhand eines komplexen synthetischen Datensatzes untersucht. Dafür wurde eine künstliche Landschaft erstellt und Annahmen über die Endmemberverteilung ihrer Oberflächen beziehungsweise über verschiedene Gradienten unterschiedlicher Oberflächenzusammensetzungen getroffen. Die hier erstellte synthetische Landschaft ist charakterisiert durch verschiedene für westafrikanische semiaride Regionen typische Oberflächenzusammensetzungen (Abbildung 4.6). Die Anteile benachbarter Pixel dieses Datensatzes wurden dann gemittelt, um die Abdeckung mehrerer Landbedeckungstypen durch ein einzelnes Pixel zu simulieren, wie sie bei Sensoren mittlerer geometrischer Auflösung vorkommen können. Damit ist es trotz Segmentierung nicht möglich, die verschiedenen Regionen exakt voneinander zu trennen. Wie in Abschnitt 4.1 beschrieben, fand anschließend eine Berechnung der synthetischen Pi-

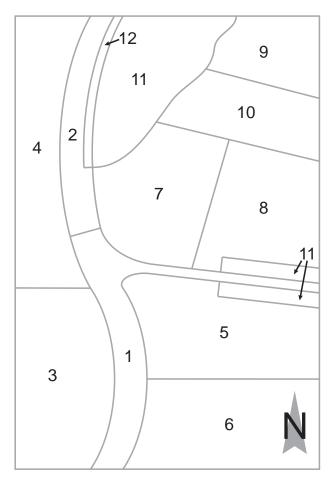


Abbildung 4.6: Schematischer Aufbau einer synthetischen Landschaft, welche semiariden westafrikanischen Gebieten nachgestellt ist.

xelspektren statt, welche um normalverteiltes Rauschen mit einer Standardabweichung von 4% Reflektanz verändert wurde, was den entsprechenden Wert des ASTER-Sensors simuliert (Anhang B.1).

Die verschiedenen hier modellierten Landschaftstypen setzen sich aus einer unterschiedlichen Anzahl von zwei bis vier Endmembern zusammen. In der Auswertung wird allerdings nur nach Kombinationen aus drei und vier Endmembern gesucht. Damit soll untersucht werden, ob in Regionen, deren Endmemberanzahl nicht ermittelbar ist, die dadurch entstehenden Modellfehler aufgedeckt werden können. Weiterhin wird das Endmember "verbrannte Fläche" nur in wenigen Kombinationen verwendet, um die daraus resultierenden Probleme zu demonstrieren.

Die synthetische Darstellung beinhaltet folgende Landschaftstypen.

- Ein Flussverlauf aus klarem Wasser. Dessen Spektrum wurde von einem ASTER-Datensatz adaptiert. Um die Heterogenität der Endmemberanteile zu gewährleisten, wurde ein zufälliger Anteil von grüner Vegetation aufmoduliert. In dem schmalen Nebenarm (rechts in Abbildung 4.6) besteht ein erhöhter Anteil von Grenzpixeln, die verschiedene Landbedeckungsklassen abbilden.
- 2. Ein Flussverlauf, in dem sich organische und mineralische Schwebstoffe befinden. Die organischen Bestandteile bestehen hierbei aus grüner Vegetation.
- Eine Fläche bestehend aus offenem Boden mit nach Süden hin zunehmendem Baumbestand, bestehend aus trockenem Laub (trockene Vegetation).
- Eine Fläche, in der offener Boden von einem nach Norden hin zunehmenden Anteil Bäumen durchsetzt ist.
- 5. Eine verbrannte Fläche. Das entsprechende Spektrum wurde von einem ASTER-Datensatz extrahiert. In Richtung Süden nimmt der Anteil lichter grüner Vegetation zu. Hier wird das Endmember "verbrannte Fläche" in Kombination mit grüner Vegetation und offenem Boden verwendet.
- 6. Ein Gradient von verbrannter Fläche mit einem nach Westen hin zunehmenden Baumanteil. Verbrannte Fläche wird hier mit grüner Vegetation und Schatten kombiniert.
- 7. Lichtes Grasland mit offenem Boden als konstantem Hintergrundanteil und einem Gradienten von grüner zu trockener Vegetation.
- 8. Lichtes Grasland mit einem nach Süden hin zunehmenden Baumanteil.
- 9. Eine bewaldete Region, deren Anteil von trockenem Laub nach Süden hin zunimmt.
- Trockenes Grasland mit einem nach Westen hin zunehmenden Baumanteil. Diese Region setzt sich als einzige aus vier verschiedenen Endmembern zusammen.
- 11. Ein Galeriewälder, welche sich durch eine Baumdichte von 100 % auszeichnet. Dieser Landschaftstyp setzt sich aus nur zwei Endmembern zusammen. Er wird zusätzlich im Westen des Nebenflus-

		Anteil [%]						
1 Region	Landbedek- kungstyp	gr. Veg.	offener Boden	Schatten	tr. Veg.	verbrannte Fläche		
	Fluss	_	_	100	_	_		
2	Fluss	5	5	90	_	_		
3	Brachland		100	0	0			
	$_{\rm trockene}^{\downarrow}$	_	0	↓ 10	90 -			
	Bäume							
4	Brachland	0 100 0						
	↓ Bäume	90	0	↓ 10	_	_		
5	verbrannte Fläche	0	0	10		100		
	↓	↓	↓ ↓	_	_	↓		
	grünes Grasland	50	50			0		
6	verbrannte Fläche	0		0		100		
	↓ Bäume	↓ 90	_	↓ 10	_	↓ 0		
7	grünes Grasland	50	50		0			
	$\begin{matrix}\downarrow\\\text{trockenes Grasland}\end{matrix}$	0	↓ 50	_	↓ 50	_		
8	grünes Grasland	50	50	0				
	\downarrow	↓	1	↓ ↓	_	_		
	Bäume	90	0	10				
9	trockener Wald	0		10	90			
	↓	↓ ↓	_	↓ ↓	↓ ↓	↓ -		
	grüner Wald	90		10	0			
10	trockenes Grasland	0	50	0	50			
	\downarrow	↓	↓	↓	↓ ↓	-		
	Bäume	90	0	10	0			
11	Wald	90	_	10	_	_		
12	schattiger Flusslauf	2.5	2.5	95	_	_		

Tabelle 4.2: **Modellierte Endmemberanteile.** Untergliederung in die einzelnen Bedeckungstypen der synthetischen Landschaft.

ses modelliert, um den Einfluss eines nicht dominanten Flusslaufes in den Nachbarschaftsfenstern auf die Endmemberbestimmung von grüner Vegetation zu untersuchen.

12. Eine durch den Galeriewald abgeschattete Wasserfläche. Deren Schwebstoffanteile werden im Pixelspektrum reduziert.

Den einzelnen Oberflächentypen wurden hier bestimmte Endmemberanteile zugeordnet (Tabelle 4.2). Der sich daraus ergebende Datensatz wurde wie beschrieben anschließend gerastert, um an den Grenzen zwischen den einzelnen Oberflächentypen zusätzliche Vermischungen der verschiedenen Endmember in ei-



Abbildung 4.7: **Synthetischer Datensatz.** Falschfarbendarstellung (nahes Infrarot–Rot–Grün).

nem Pixel und damit einen Datensatz mittlerer geometrischer Auflösung zu simulieren. Nachdem die Endmemberanteile um eine gleichverteilte Zufallsvariable verändert wurden, konnten die entsprechenden Pixelspektren nach (2.5) bestimmt und um das oben erwähnte Signalrauschen verändert werden.

Eine Falschfarbendarstellung des virtuellen Datensatzes (Abbildung 4.6) ist in Abbildung 4.7 aufgezeigt. Auf die Daten wurde das beschriebene Modell der unüberwachten spektralen Entmischung angewendet. Wie oben bereits beschrieben, wirken sich verschieden Endmemberkombinationen in einer Pixelnachbarschaft negativ auf die Genauigkeit des Ausgleichungsmodells aus. Deshalb werden in diesem Beispiel mithilfe einer vorherigen Segmentierung die Formen der Pixelfenster an die Grenzen der Landschaftstypen angepasst. Wenn möglich, werden dabei innerhalb der Landschaftstypen weiterhin 10×10 -Pixelfenster verwendet. Auch an den Grenzgebieten sollen die Nachbarschaftsfenster aus 100 Pixeln bestehen. Ist dies

nicht möglich, weil zur Bildung einer Nachbarschaft zu wenig Pixel vorhanden sind, gehen letztere nicht in die Betrachtung mit ein.

Die Wahl der Näherungswerte hat sich wie erwartet als irrelevant herausgestellt (Abschnitt 3.1.4). Das bedeutet, die Beobachtungsgleichungen führen bei korrekter Endmemberanzahl nicht zu lokalen, sondern zu einem eindeutigen globalen Minimum.

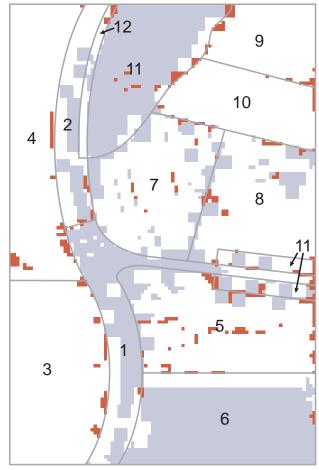
Berechnet wurden für jeden Landschaftstyp Modelle von drei bis fünf Endmembern je Nachbarschaft. Dabei wurde folgende Annahme zugrunde gelegt: wenn in einer Nachbarschaft bei keiner der modellierten Endmemberanzahlen die Determinante der Normalgleichungsmatrix N den geforderten Schwellwert überschreitet, besteht das entsprechende Pixelfenster aus weniger als drei Endmembern und ein Modellfehler wird aufgedeckt. Überschreitet die Determinante dagegen bei allen modellierten Endmemberanzahlen den Schwellwert, besteht das Pixelfenster aus fünf oder mehr Endmembern.

Dieser Schwellwert hängt neben der Wahl der Näherungswerte X_0 von der Größe des Pixelfensters, der Anzahl der für die Nachbarschaft modellierten Endmember und den eingehenden Werten der Pixelspektren ab, da die Determinante der Normalgleichungsmatrix wegen des Signalrauschens der Eingangsparameter bei einer Überschätzung der Endmemberanzahl nicht genau Null ist. Bei der in diesem Beispiel verwendeten Nachbarschaftsfenstern aus 100 Pixeln geht die Determinante der regulären Normalgleichungsmatrizen allerdings gegen unendlich. So unterscheiden sich deren Werte in diesem Beispiel bei der Modellierung von vier Endmembern um einen Faktor von 10⁹⁰, wenn die Endmemberanzahl überschätzt beziehungsweise korrekt angenommen wurden. Der Schwankungsbereich der Determinanten aller Nachbarschaften mit zu hoch angenommener Endmemberanzahl liegt hier dagegen bei 10¹², sodass ein eindeutiger Schwellwert definiert werden kann.

In Abbildung 4.8 ist ein Überblick über alle Pixel und Nachbarschaftsfenster dargestellt, welche für den weiteren Ablauf verwendet werden können beziehungsweise verworfen wurden. Die roten Bereiche entsprechen den Regionen, in denen keine 100 Pixel für die Bildung eines Nachbarschaftsfensters vorhanden sind. Sie decken sich oftmals mit den Rändern der Land-

schaftstypen. Ist dies nicht der Fall, wie zum Beispiel beim Landschaftstyp 5, liegt das an der Segmentierung, welche den entsprechenden Landschaftstyp entlang seines spektralen Gradienten künstlich weiter unterteilt.

Die grauen Bereiche stellen Pixelfenster dar, die entweder bei keiner oder bei jeder Endmemberanzahl zu einer Determinante der Normalgleichungsmatrix oberhalb eines Schwellwertes führen. Ersterer Fall tritt auf, wenn ein Landschaftstyp aus weniger als in diesem Fall drei Endmembern besteht und dadurch ein Modellfehler verursacht wird. Das ist hier bei Pixelfenstern der Fall, die ausschließlich den Fluss oder den Wald beinhalten (in Abbildung 4.6 die Landschaftstypen 1, 2, 11 und 13). Sie führen bei einer Modellierung von drei oder mehr Endmembern zu singulären Normalgleichungsmatrizen. Abgesehen vom nördlichen Flussteil (Landschaftstyp 2) handelt es sich dabei um Kombinationen von maximal zwei Endmembern, was zu mehrdeutigen Lösungen führt (Abschnitt 3.1.5). Der nördliche Flusslauf setzt sich dagegen zwar aus den Anteilen von drei Endmembern zusammen, allerdings sind die Anteile der Sedimente (grüne Vegetation und offener Boden) sehr gering. Weiterhin führt der graduelle Übergang von verbrannter Fläche zu Wald (Landschaftstyp 6) bei der Modellierung mindestens dreier Endmember zu keinem eindeutigen Ergebnis. Dies liegt höchstwahrscheinlich an der spektralen Ähnlichkeit der Endmember Schatten und verbrannter Fläche, welche sich negativ auf deren Unterscheidbarkeit auswirkt, so dass sie hier wie ein einzelnes Endmember wirken. Alle anderen Landschaftstypen führen bei der Wahl von drei-Endmember-Modellen zu regulären Normalgleichungsmatrizen und damit zu eindeutigen Unterraumparametern. Bei der Verwendung von vier-Endmember-Modellen ist dies nur noch beim simulierten graduellen Übergang zwischen trockenem Grasland und Wald (Landschaftstyp 10) der Fall. Es hat sich herausgestellt, dass Landschaftstyp 10 auch bei der Verwendung von drei-Endmember-Modellen über alle Nachbarschaftsfenster zu nahezu einheitlichen Unterraumparametern führt. Werden weniger Endmember modelliert, als in der Pixelnachbarschaft vorkommen, besteht die theoretische Möglichkeit, dass das Gleichungssystem zu mehreren Lösungen führt. Es hat sich hier aber gezeigt, dass zumindest in diesem Beispiel sich alle Pixelnachbarschaften demselben Unterraum annähern, also nur eine einzige Lösung existiert. Dies könnte an der Struktur



- Keiner Nachbarschaft zugeordnet
- Nachbarschaft, in der die Determinante der Normalgleichungsmatrix N den Schwellwert bei keiner modellierten Endmemberanzahl überschreitet
- Für die unüberwachte spektrale Entmischung verwendete Nachbarschaft

Abbildung 4.8: Verwendete und verworfene Nachbarschaftsfenster.

der Endmemberanteile in den Pixelnachbarschaften liegen, welche zu nicht normalverteilten Pixelspektren führt.

Geht dagegen die Determinante der Normalgleichungsmatrix bei jeder modellierten Endmemberanzahl gegen Null, lässt dies auf mehr Endmember im Nachbarschaftsfenster schließen, als maximal modelliert wurden. Ein möglicher Grund dafür ist häufig, dass einzelne Pixel in Nachbarschaftsfenstern mehrere Landschaftstypen beinhalten, was trotz vorheriger Segmentierung nicht ausgeschlossen werden kann. Dies ist der Fall, wenn die verschiedenen Landbedeckungstypen aus zu vielen unterschiedlichen Endmem-

Kanal	grüne Vegetation		kahler	Boden	Schatten		trockene Vegetation		verbrannte Fläche	
	w	Δ	w	Δ	w	Δ	w	Δ	w	Δ
1	15,4	-2	38,0	-1	10,5	13	28,6	28	17,0	_
2	15,7	-2	41,3	-1	7,7	22	36,0	41	13,0	_
3	58,4	0	60,3	3	6,6	133	54,1	-5	20,2	-
4	38,8	-3	70,7	0	1,6	97	50,2	19	29,2	-
5	24,5	-2	54,3	0	0,5	63	35,9	14	30,0	-
6	24,7	-3	56,3	0	0,5	63	37,0	20	29,2	_
7	22,3	-3	57,2	-1	0,4	57	32,5	24	28,3	-
8	19,3	-3	55,5	-1	0,3	50	29,5	-107	29,0	_
9	17,6	-5	74,8	-2	0,2	46	28,7	-105	41,8	_

Tabelle 4.3: **Abweichungen der errechneten Spektren von den Originalwerten.** Originalreflektanzen (in %) der Endmember, die dem synthetischen Datensatz zugrunde liegen (w) und ihre Differenzen zu den errechneten Spektren (Δ in $\frac{1}{1000}$ %).

bern zusammengesetzt sind. Auch kann die Inkonsistenz daran liegen, dass einer der Landschaftstypen durch zu wenige Pixel in der Nachbarschaft repräsentiert wird (Abschnitt 4.3). So können beispielsweise aus den Nachbarschaften an der Grenze der Landschaftstypen 1 und 5 keine bestanpassenden Unterräume errechnet werden. Auch konnten als Folge für den schmalen Nebenarm über weite Teile keine Unterräume berechnet werden. Bestehen aber verschiedene Landschaftstypen einer Pixelnachbarschaft ganz oder teilweise aus den gleichen Endmembern, können sie unter Umständen trotzdem zu konvergenten Unterraumparametern führen. Deshalb können beispielsweise die aus den Grenzfenstern der Landschaftstypen 9 und 11 errechneten Parameter eindeutig erfasst werden, obwohl sich Typ 11 nur aus zwei Endmembern zusammensetzt.

Aus dem synthetischen Datensatz können sechs Unterräume bestehend aus drei-Endmember-Kombinationen und einer aus einer vier-Endmember-Kombination extrahiert werden. Diese Unterräume schneiden sich im Merkmalsraum in 20 Punkten. Mittels der in Abschnitt 3.1.6 beschriebenen Nachbearbeitung kann dieser Wertebereich in einem letzten Schritt auf vier Schnittpunkte eingegrenzt werden, die als finale Endmemberspektren interpretiert werden. Die Zuordnung der einzelnen Spektren zu Endmembern erfolgt dabei wie beschrieben manuell. In Tabelle 4.3 sind die wahren Endmemberspektren und deren Differenzen zu den errechneten Spektren aufgelistet. Dem Endmembertyp "verbrannte Fläche" wird hier kein Spektrum zugewiesen, da es in diesem Datensatz Bestandteil von zu wenig verschiedenen Endmemberkombinationen ist und

sich die entsprechenden Unterräume deshalb nicht in einem eindeutigen Punkt schneiden.

Basierend auf den so ermittelten Endmemberspektren kann mithilfe des MESMA-Ansatzes das Spektrum eines Pixels entmischt werden. Die Anzahl der modellierten Endmember wird dabei von der Dimension der bestanpassenden Unterräume abgeleitet, die für das jeweilige Nachbarschaftsfenster berechnet wurden. So werden für alle Pixel innerhalb des Landschaftstyps 10 in Abbildung 4.6 vier Endmember modelliert, während für den restlichen Datensatz jeweils drei Endmemberspektren in die Ausgleichung eingehen. Dies ist auch der Fall, wenn ein Pixel zu einem Nachbarschaftsfenster gehört, welches aus nur zwei oder aus mehr als vier Endmembern zusammengesetzt ist und aus dem deshalb kein konvergenter Unterraum berechnet werden konnte.

In Abbildung 4.9 ist die Summe der Abweichungen aller Endmemberanteile von den wahren Bedeckungsgraden dargestellt. Über weite Bereiche des Datensatzes liegt sie unterhalb von einem Prozent. Erkennbar sind aber große Differenzen von bis zu $150\,\%$ in den Landschaftstypen 5 und 6. Die hohen Abweichungen lassen sich dadurch erklären, dass diese Region teilweise aus dem Endmembertyp "verbrannte Fläche" besteht, dessen Spektrum nicht ermittelt werden konnte. Stattdessen ergab eine Kombination der Endmember "grüne Vegetation", "trockene Vegetation" und "offener Boden" die geringsten Residuen in diesen Regionen. Der Galeriewald im Bereich 11, bestehend aus zwei Endmembern, wurde größtenteils durch die Kombination "grüne Vegetation", "Schatten" und "offener Boden" modelliert. Letzteres Endmember wurde hier

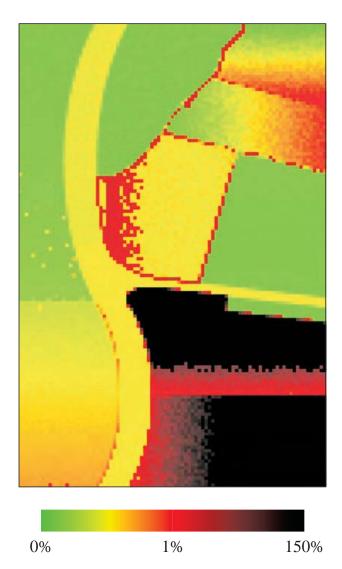


Abbildung 4.9: Genauigkeit der synthetischen Landschaft. Gesamtabweichung (in % Reflektanz) der wahren Endmemberanteile zum errechneten Ergebnis der unüberwachten Entmischung.

bei der Errechnung des synthetischen Datensatzes manuell hinzugefügt, um eine leichte Heterogenität der Landschaft zu simulieren. Deshalb entsteht hier durch die Wahl von drei-Endmember-Kombinationen kein Modellfehler. Im Gegensatz dazu wird der gesamte Flusslauf durch eine höhere Abweichung der errechneten Endmemberanteile vom wahren Wert charakterisiert. Der südliche Bereich (Landschaftstyp 1) besteht ausschließlich aus dem Endmember "Schatten", dem wegen der erforderlichen Heterogenität für eine lineare Unabhängigkeit aller Beobachtungsgleichungen manuell ein geringer Anteil des Endmembers "grüne Vegetation" hinzugefügt wurde. Damit führt die Wahl einer drei-Endmember-Kombination zu einem Modellfehler, welcher sich insofern auswirkt, dass das zusätzliche

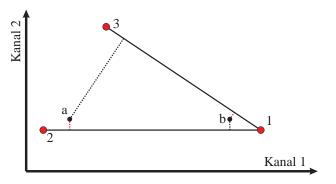


Abbildung 4.10: Einfluss des Signalrauschens auf die Wahl der Endmemberkombination. Die Pixelspektren (schwarze Punkte) berechnen sich aus den Endmemberspektren (rote Punkte) 1, 2 und einem Rauschanteil. Bei hohem Oberflächenanteil 1 (Pixel b) besteht die Möglichkeit, dass eine falsche Endmemberkombination bevorzugt wird (rote Linie).

Endmember die durch das simulierte Signalrauschen entstehenden Residuen des Ausgleichungsmodells reduziert (Abschnitt 2.3.3). Als zusätzliches Endmember führt auch hier "offener Boden" zu den geringsten Residuen. Der nördliche Flusslauf besteht zwar aus drei Endmembern, allerdings führt die Dominanz von Schatten hier zu höheren Residuen. Die im Verhältnis zu den anderen Endmembern relativ hohen Abweichungen seiner errechneten Reflektanzen zu den Originalwerten (Tabelle 4.3) pflanzen sich in dem darauf aufbauenden MESMA–Ansatz fort. Der abgeschattete Flusslauf (Landschaftstyp 12) weist aus diesem Grund auch minimal höhere Abweichungen auf.

Im südlichen Bereich von Region 4 sind bei ansonsten sehr geringen Abweichungen einige Ausnahmen zu erkennen. Hier nimmt die Dominanz von offenem Boden zu. Die anderen Endmembertypen gehen mit immer geringeren Gewichtungen in die Berechnung des Pixelspektrums ein. Wegen des simulierten Signalrauschens kann es daher vorkommen, dass ein falsches Endmember zu geringeren Residuen führt. In diesem Fall wird vom MESMA-Ansatz statt eines Anteils von grüner die trockene Vegetation bevorzugt. Eine grafische Darstellung des Phänomens ist in Abbildung 4.10 aufgezeigt. Wenn sich zwei aus verschiedenen Endmemberkombinationen aufgespannte Unterräume in der Nähe eines dieser Endmember (roter Punkt 1) annähern, ist der MESMA-Ansatz in Hinsicht auf die Wahl der korrekten Kombination weniger robust.

4.6 Fazit 55

Im Landschaftstyp 3 nimmt die Abweichung der errechneten Oberflächenanteile zu den wahren Werten proportional zum Anteil der trockenen Vegetation zu. Dies liegt wie auch schon beim Endmember "Schatten" an einer relativ hohen Ungenauigkeit des ermittelten Spektrums dieses Bestandteils. Das gleiche Resultat ist in den Landschaftstypen 7, 9 und 10 zu beobachten.

Der westliche Teil des Bereiches 7 zeigt sehr starke Abweichungen von bis zu 27% auf. Dies liegt daran, dass im MESMA-Ansatz eine falsche Endmemberkombination zu den geringsten Residuen geführt hat. Statt trockener Vegetation wurde so das Endmember "Schatten" modelliert, wodurch auch die Anteile der übrigen Endmember "grüne Vegetation" und "offener Boden" stark verändert wurden.

Einige Übergänge verschiedener Landschaftstypen werden hier sehr schlecht modelliert. Dies ist dann der Fall, wenn beide Regionen anteilig im entsprechenden Pixel auftreten und darin deshalb viel mehr Endmember enthalten sind, als modelliert werden. An Grenzen wie zwischen den Landschaftstypen 2 und 4 oder wie beschrieben 9 und 11 ist dies dagegen nicht der Fall, da in diesem synthetischen Datensatz beide Regionen aus denselben Endmembertypen zusammengesetzt sind.

4.6 Fazit

Wie hier gezeigt wurde, ist das Modell in der Lage, bestanpassende Unterräume von Pixelnachbarschaften zu berechnen und daraus Endmemberspektren abzuleiten. Allerdings müssen dafür, wie anhand der verbrannten Fläche in Abschnitt 4.5 gezeigt, die Endmember in genügend verschiedenen Kombinationen vorhanden sein.

Kommen die Endmember in den Pixeln mit einem nur geringen Anteil vor, erhöht sich die Instabilität des Modells der Unterraumberechnung. Dasselbe gilt für den Fall, dass einzelne Endmember in nur wenigen Pixeln des Nachbarschaftsfensters vorkommen. Die Genauigkeit der Berechnung von Endmemberspektren kann verbessert werden, wenn möglichst heterogene Anteile in die Nachbarschaften eingehen.

Wie in Abschnitt 4.5 beschrieben, ist das Modell in der Lage, aus den synthetischen Datensätzen die korrekte Anzahl von Endmembern zu bestimmen. Voraussetzung hierfür ist, dass die verschiedenen Anteile einzelner Endmember über die Pixel eines Nachbarschaftsfensters nicht zu gering sind.

Validierung anhand von Satellitendaten

Dieser Abschnitt beschreibt die Möglichkeiten und Beschränkungen des Modells anhand verschiedener Satellitendaten. Dafür werden zunächst in Abschnitt 5.1 die Eigenschaften der Untersuchungsgebiete im westlichen und südlichen Afrika und in Abschnitt 5.2 die der hier verwendeten Aufnahmesysteme charakterisiert. Anschließend folgt in Abschnitt 5.3 die Darstellung einer unüberwachten Entmischung eines Satellitendatensatzes, welcher eine für die semiariden Regionen Afrikas typische Landbedeckungsstruktur abbildet, und eine entsprechende Genauigkeitsanalyse. Mangels verfügbarer Referenzdaten der Endmemberanteile wird dabei ein Hauptaugenmerk auf die Residuen des MESMA-Ansatzes gelegt, welcher auf den errechneten Endmemberspektren basiert. Zudem werden anhand einiger ausgewählter Ausschnitte die Reaktionen des Modells auf verschiedene Regionen der Landbedeckung beschrieben. Abschnitt 5.4 handelt anschließend von der Berechnung von Baumbedeckungsgraden aus den zuvor berechneten Endmemberanteilen. Hier können außerdem die Abweichungen zu höchstauflösenden Referenzdaten quantifiziert werden. Zuletzt wird in Abschnitt 5.5 auf die Möglichkeiten der Übertragbarkeit des Modells auf verschiedene Zeitpunkte, Regionen und Satellitensysteme eingegangen.

5.1 Untersuchungsgebiete

5.1.1 Westliches Afrika

Klima

Das Klima Westafrikas verändert sich bedingt durch die innertropische Konvergenzzone entlang eines Nord-Süd-Gradienten. Wegen der Schiefe der Ekliptik ist es geprägt durch unterschiedlich lang anhaltende Regenzeiten, welche von Dürreperioden unterbrochen werden. Vorherrschend im Untersuchungsgebiet sind die Sudan- und die Sahelzone. Die Sahelzone im Norden ist charakterisiert durch eine achtmonatige Trockenzeit und eine Regenzeit um den August, welche keine zwei Monate andauert. In den wärmsten Monaten – März und April – steigt die Temperatur kaum über 35°C, während auch in den kältesten Monaten - Dezember und Januar - der Gefrierpunkt nicht unterschritten wird. In der weiter südlich gelegenen Sudanzone gibt es zwischen April und Oktober eine bis zu sechsmonatige Regenzeit, was zu einem anderen Pflanzenwuchs als in der Sahelzone führt. Durch die Klimaveränderung verringerte sich innerhalb der letzten 30 Jahre die Niederschlagsmenge über alle Klimazonen Westafrikas signifikant. Verstärkt traten außergewöhnliche Ereignisse wie Dürren, Überschwemmungen, Sandstürme oder extreme Temperaturen auf. Ein Resultat ist das Verschwinden von einigen Pflanzenarten (Pigeonnière und Ménager 2001).

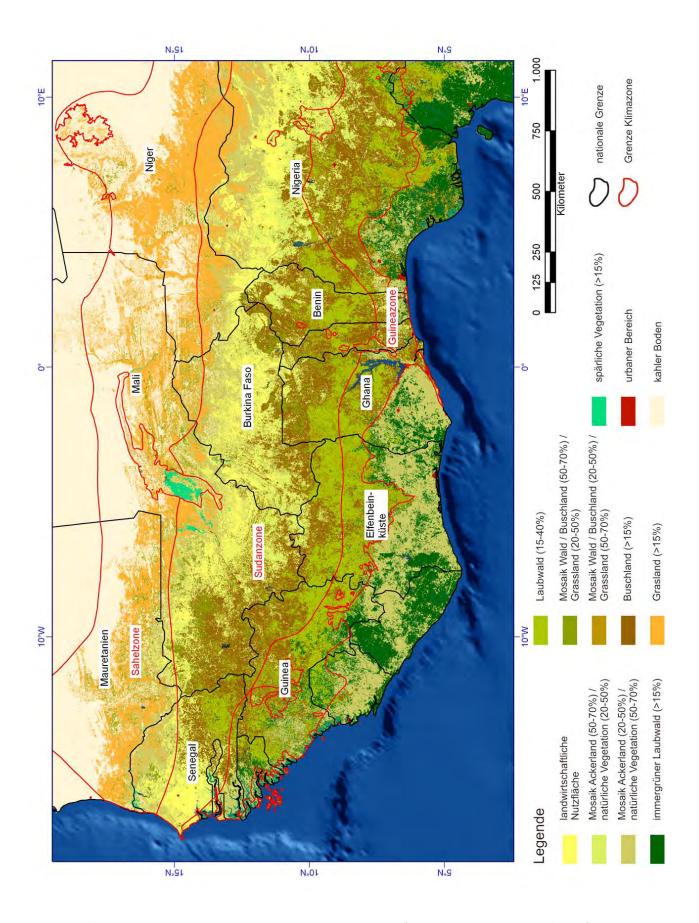


Abbildung 5.1: Landbedeckungszonen in Westafrika (Quelle: verändert nach ESA 2008).

Bodenarten

Westafrika weist abgesehen von einigen wenigen Gebirgszügen ein sehr flaches Relief auf. Die Böden sind meist durch einen hohen Anteil von Eisen- und Manganoxiden und -hydroxoden geprägt, wodurch sie einen roten oder Ockerfarbton erhalten. In Breitengraden zunehmenden Niederschlages sind die organischen und chemischen Bestandteile der Böden ausgewaschen und es bildet sich ein hellgrauer, sandiger Boden (Pigeonnière und Ménager 2001).

Vegetation

Die natürlichen Vegetationstypen Westafrikas verändern sich mit den Klimazonen orthogonal zum Äquator. Ihre Unterteilung ist allerdings wegen des fehlenden Reliefs, einem konstanten Gradienten der Niederschlagsmenge in Nord-Süd-Richtung und einem signifikanten Vorkommen von Sekundärvegetation¹ bei gleichzeitiger anthropogener Zerstörung der Primärvegetation² nur sehr vage möglich. Generell wird die westafrikanische Flora (Abbildung 5.1) von unterschiedlichen Zusammensetzungen verschiedener holziger und krautiger Gewächse dominiert, welche sich zusammen mit einer kontinuierlichen Grasbedeckung zu einer lichten Pflanzendecke in Form von Savannen oder offenen Wäldern zusammenschließen (Pigeonnière und Ménager 2001). Das Erscheinungsbild dieser Grasbedeckung ist Abhängig von der jeweiligen Jahreszeit. Zum Ende der Regenzeit besteht sie aus bis zu 2,5 m hoher photosynthese-aktiver Vegetation. Mit zunehmender Dauer der Trockenzeit vertrocknet sie, so dass sich dann Ihr Spektrum von dem der Bäume unterscheidet.

Die charakteristische Vegetation der Sahelzone nördlich des 14. Breitengrades besteht aus Baumund Strauchsavannen mit nur vereinzelten Vorkommen von Galeriewäldern. Nach Süden hin schließt sich die mehrjährige Grasdecke und die Vegetation wird dichter. Primärformationen wie offener Wald, Savanne oder Grasland und beschädigte Sekundärformationen bilden hier ein stark heterogenes Mosaik von Oberflächentypen. Besonders in stark besiedelten Regionen herrschen die Sekundärformationen vor. Natürliche Habitate wie offener Wald bestehen nahezu nur noch in geschützten Bereichen. Allerdings sind die Ufer aller nicht ephemeren³ Gewässer durchgehend

von Galeriewäldern bewachsen. In den so entstehenden mikroklimatischen Bedingungen siedeln sich zusätzlich Farne mit Vorliebe für Schatten an (Pigeonnière und Ménager 2001).

Die Produkte vieler holziger und krautiger Pflanzenarten spielen eine wichtige Rolle zur Befriedigung der Grundbedürfnisse der Bevölkerung, sei es als Nahrungsmittel, als Grundlage für pharmazeutische Produkte, als Feuerholz oder als Baumaterial. Aus diesem Grund werden vielfach Anstrengungen unternommen, um der Degradation und damit dem Verlust von Pflanzenarten entgegenzuwirken. Diese Strategien beinhalten die Ausweisung von geschützten Flächen und Nationalparks, den Aufbau von Plantagen, Wiederaufforstungen und die Eindämmung von unkontrollierbaren Brandrodungen (Pigeonnière und Ménager 2001).

Feuer

Zum Ende der Trockenzeit treten in Westafrika häufig Buschbrände auf. Diese werden teilweise vom Menschen gelegt, um neues Ackerland zu erhalten. Sie sind meist von kurzer Dauer und vernichten hauptsächlich Gräser. Mehrjährige Holzgewächse werden dagegen weniger in Mitleidenschaft gezogen, sodass sie bereits nach kurzer Zeit wieder von Blattwuchs bedeckt sind. Die durch einen Brand entstandene dunkle Ascheschicht wird anschließend durch äolischen Transport⁴ abgetragen, bis im Laufe der Zeit der darunter liegende kahle Boden hervorscheint.

5.1.2 Südliches Afrika

Klima

Der südafrikanische Raum lässt sich klimatologisch nicht durch eine signifikante geologische Formation abgrenzen. Herkömmlich wird die Grenze des Subkontinents deshalb bei einer geographischen Breite von 10

Sekundärvegetation: nach Zerstörung der ursprünglichen Vegetation entstandene Pflanzendecke

^{2.} Primärvegetation: ursprüngliche, von anthropogenen Einflüssen unversehrte Vegetation

^{3.} ephemer: für einige Monate im Jahr trocken fallend

^{4.} äolischer Transport: Mechanismus, bei dem Feinmaterial vom Wind abgetragen und transportiert wird

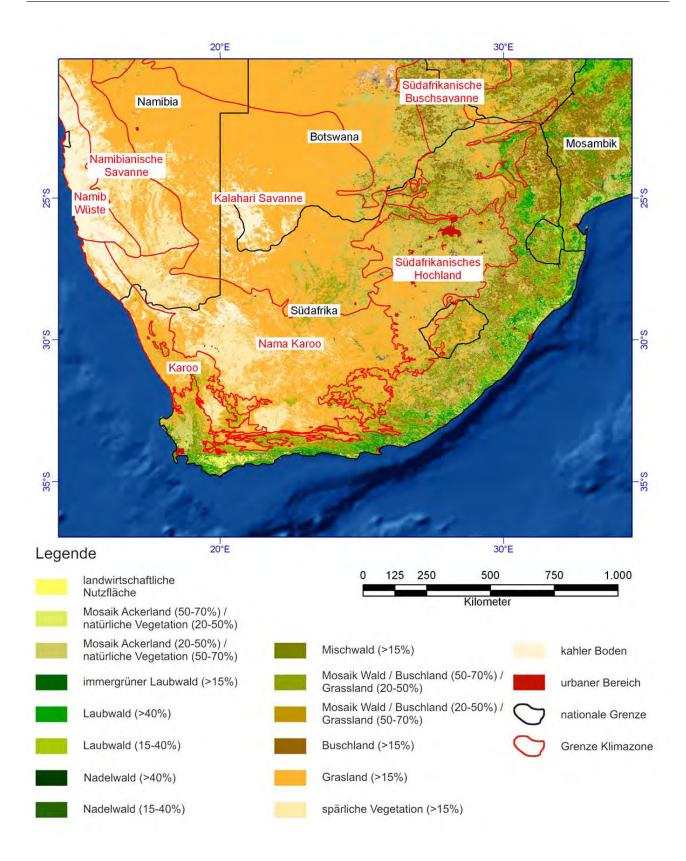


Abbildung 5.2: Landbedeckungszonen in Südafrika (Quelle: verändert nach ESA 2008).

bis $20\,^\circ\mathrm{S}$ angenommen. Nördlich dieses Breitengrades, in der innertropischen Konvergenzzone, herrscht tropisches bis äquatoriales Klima vor, während südlich

die subtropische Hochdruckzone und die gemäßigte Zone das Klima dominieren (Mendelsohn u. a. 2003). Die Grenzen der Klimazonen verlaufen auf dem süd-

5.2 Datengrundlage 60

afrikanischen Subkontinent in Nord-Süd-Richtung. Haupteinflussfaktor dafür ist ein entsprechender von Ost nach West abfallender Niederschlagsgradient. Die jährliche Niederschlagssäule liegt im Osten des Subkontinentes teilweise bei über 1000 mm, aufgeteilt in über 100 Regentagen. In den westlichen Regionen fallen dagegen unter 200 mm Niederschlag, verteilt auf weniger als 20 Tage. Diese Differenz verringert sich erst in der Kapregion, die eine jährliche Niederschlagsmenge von 600–800 mm aufweist (Jürgens und Bähr 2002).

Der südafrikanische Raum zeichnet sich durch ausgeprägte Regen- und Trockenzeiten aus. So fallen in weiten Teilen der Region über 90 % der Regenfälle in die Sommerzeit zwischen Oktober und März. Die Niederschlagsereignisse beginnen dabei im Osten und weiten sich bis März in die westlichsten Regionen aus, bevor sie sich bis April wieder in den östlichen Raum zurückziehen (Jürgens und Bähr 2002).

Vegetation

Die Pflanzenbedeckung auf dem südafrikanischen Subkontinent lässt sich hauptsächlich in Savannen, Grasland und Wüstenregionen einteilen. Savannenregionen zeichnen sich hier wie auch in Westafrika durch eine konstante Grasdecke mit einem variierenden Baumund Buschanteil aus (Abbildung 5.2). Dieser Anteil ist abhängig vom Niederschlagsprofil und kann im südlichen Afrika zwischen 0 und 100 % liegen (Meadows 2003).

In den Hochländern Südafrikas liegen die Jahresniederschlagsmengen zwischen 400 und 2000 mm. Da sie aber ausschließlich auf die Sommermonate beschränkt sind, kommt es dort zu ausgeprägten Dürreperioden mit großflächigen Bränden (Meadows 2003). Deshalb und wegen Temperaturen, die im Winter unter den Gefrierpunkt fallen können sowie extensiver Beweidung bestehen diese Regionen aus Grasland ohne Vorkommen von Büschen oder Bäumen (Mendelsohn u. a. 2003).

Der Süden des Kontinents wird über weite Teile dominiert von der Karoo, einer ariden bis semiariden Landschaft mit einzigartigen Klimabedingungen. Die dortige Vegetation ist geprägt von Buschland und unterschiedlich dichter Grasbedeckung (Meadows 2003).

Die westlichsten Regionen des Subkontinents sind geprägt von langgezogenen Wüstenstreifen. Die mittlere Niederschlagsmenge liegt dort bei bis zu 13 mm/Jahr. In diesen hyperariden Regionen kann Vegetation in Form von annuellen Gräsern nur nach Regenereignissen existieren (Meadows 2003).

5.2 Datengrundlage

5.2.1 Der ASTER-Sensor

Der Sensor ASTER ($Advanced\ Spaceborne\ Thermal\ Emission\ and\ Reflection\ Radiometer)$ ist Bestandteil der Plattform Terra, welche im Dezember 1999 gestartet wurde. Grund für die Herstellung dieses Sensors war unter anderem der Wunsch nach detaillierteren Informationen über Phänomene, die einen signifikanten Einfluss auf die globale Umwelt haben (ERSDAC 2005). Er fliegt in 700–737 km Höhe in einem sonnensynchronen Orbit und überquert den Äquator gegen $10.30\ Uhr\ \pm\ 15\ min\ lokaler\ Zeit.$ Der Sensor verfügt über $14\ Spektralkanäle\ vom\ sichtbaren\ bis\ zum\ thermalen Infrarotbereich, deren Hauptcharakteristika in Anhang B aufgeführt sind.$

Eine Besonderheit des Sensors ist ein zusätzlicher Kanal im Bereich des nahen Infrarots, welcher exakt die gleichen Eigenschaften aufweist, wie ein bereits bestehender Kanal. Allerdings nimmt er den Datensatz ungefähr 55 Sekunden später auf als die restlichen Kanäle und ist in Flugrichtung um 27,6° nach hinten geneigt. Damit besteht die Möglichkeit, aus dem Datensatz ein stereoskopisches Bild und somit ein Höhenmodell zu erstellen.

ASTER-Daten sind in mehreren Aufbereitungsstufen erhältlich. In dieser Arbeit werden Level-1B- und Level-2B05-Daten verwendet. Der Level-1B- Datensatz zeichnet sich durch eine Georektifizierung und eine radiometrische Kalibrierung aus. Letztere beseitigt die vom Sensor verursachte Abweichung von der angenommenen linearen Beziehung zwischen Radianz und Grauwert des Kanals (Abschnitt 2.1; Anhang B.1). Der Level-2B05-Datensatz ist zusätzlich noch atmosphärenkorrigiert. Er besteht aus insgesamt neun Kanälen, welche den visuellen Bereich sowie das nahe und kurzwellige Infrarot abdecken. Mangels lokaler Atmosphärendaten ist hierfür für die Quantifizie-

rung von Temperatur, Luftdruck und Luftfeuchtigkeit auf das Atmosphärenmodell NOAA / NCEP GDAS zurückgegriffen worden, welches die Atmosphäre alle sechs Stunden mit einer geometrischen Auflösung von $1\,^\circ$ in 26 vertikale Höhen- und Temperaturschichten bzw. 21 Feuchteschichten unterteilt. Kanäle des thermalen Infrarots sind nicht im Level 2B05 verfügbar.

Für die Realisierung des hier beschriebenen Modells wird in Abschnitt 5.3.1 zunächst ein ASTER–Datensatz des Nationalparks Bontioli / Burkina Faso verwendet. Mögliche Übertragbarkeiten werden dann in Abschnitt 5.5 untersucht. Dabei wird auf Aufnahmen unterschiedlicher Zeitpunkte im Jahr zurückgegriffen, sodass das Modell sowohl für die Anwendung auf Daten zum Ende der Regenzeit als auch zum Ende der Trockenzeit untersucht werden kann. Auch wird das Modell sowohl basierend auf Level-1B– als auch Level-2–Datensätzen mit herkömmlichen Methoden der Detektion von Endmemberspektren verglichen.

5.2.2 Der Sensor ETM+

Der Sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) ist installiert auf der Plattform Landsat 7, welche am 15. April 1999 gestartet wurde. Er wurde für eine Funktionsdauer von fünf Jahren ausgelegt (Landsat Project Science Office 2009), liefert aber immer noch eingeschränkt Daten. Der Sensor verfügt über acht Spektralkanäle unterschiedlicher geometrischer Auflösung (Anhang B). Vorteil dieses Sensorsystems ist die direkte Vergleichbarkeit der Daten mit denen der Vorgängermodelle MSS (Multispectral Scanner) auf Landsat 1-5 und TM (Thematic Mapper) auf Landsat 4-5. Damit stehen seit 1972 praktisch ununterbrochen Satellitendaten zur Verfügung (Anhang B.2), was auch eines der Hauptziele dieser Mission ist (Landsat Project Science Office 2009). Ein weiteres Ziel des Landsat-Projektes ist die regelmäßige Aktualisierung eines Archives von Bilddatensätzen der Erdoberfläche. Innerhalb von 16 Tagen kann ungefähr ein Viertel der Landmasse der Erde aufgenommen werden.

Die technischen Details des Sensors sind in Anhang B.2 aufgeführt. Im Gegensatz zu den Vorgängermodellen sind Bilddaten dieses Sensors in mehreren Aufbereitungsstufen verfügbar. Im Rahmen dieser Arbeit werden radiometrisch kalibrierte ETM+–Daten ver-

wendet, die anschließend mithilfe der Software "AT-COR" (Richter 2009a) atmosphärenkorrigiert wurden (Abschnitt 2.1). Damit werden in Abschnitt 5.5 die Möglichkeiten einer Übertragbarkeit auf andere Sensorsysteme untersucht.

5.3 Unüberwachte Entmischung am praktischen Beispiel

5.3.1 Unüberwachte Entmischung

In Abbildung 5.3 ist der Ausschnitt eines Level-1B-ASTER-Datensatzes (Abschnitt 5.2.1) der westafrikanischen Sudanzone in der Kanalkombination "nahes Infrarot–Rot–Grün" dargestellt. Wie in Abschnitt 2.1 erläutert, führt eine Atmosphärenkorrektur zu einer linearen Reskalierung der einzelnen Pixelspektren. In der Annahme, dass die atmosphärischen Einflüsse auf den Bildausschnitt homogen sind und dessen Berücksichtigung deshalb keine Genauigkeitssteigerung erwarten lässt, wurde hier auf eine Atmosphärenkorrektur verzichtet. Wie in Abschnitt 2.1 erläutert, handelt es sich bei einer Atmosphärenkorrektur um eine lineare Reskalierung der in das Modell eingehenden Beobachtungen. Auch wenn die zu berechnenden Endmemberspektren bei einem Verzicht auf diese Korrektur nicht die Reflektionsgrade der Oberfläche in % wiedergeben, ist der lineare Charakter des Modells unter der genannten Annahme nicht beeinträchtigt.

Ein roter Farbwert in dieser Abbildung lässt auf einen hohen am Sensor auftreffenden Strahlungsfluss im Wellenlängenbereich des nahen Infrarots schließen, wie er von photosnthese-aktiver Vegetation reflektiert wird. Den Mittelpunkt der Szene bildet der Nationalpark Bontioli im Süden Burkina Fasos mit seinem hohen Vegetationsanteil. Der Aufnahmezeitpunkt war Ende November 2008 und lag damit mitten in der Trockenzeit. Die grauen Regionen im Osten des Parks sind bereits verbrannte Flächen. Im Süden und Westen wird der Park von einem Fluss mit angrenzendem Galeriewald abgegrenzt, welcher durch seine hohen Reflektionswerte im nahen Infrarot charakterisiert ist. Die hellen Gebiete um den Park herum spiegeln Ackerland wider. Der Park selbst besteht, abgesehen von den Galeriewäldern, vereinzelten Bäumen oder Büschen und den erwähnten verbrannten Flä-

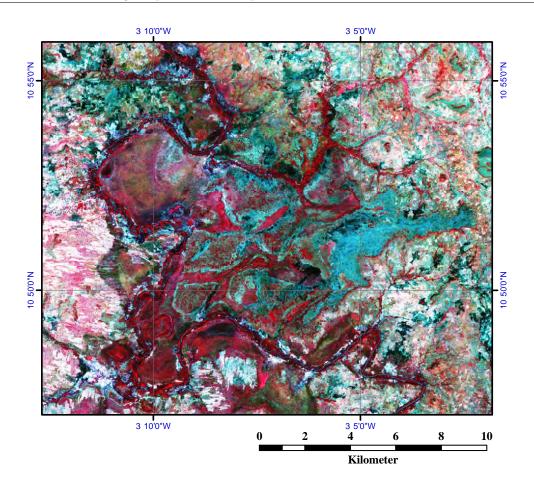


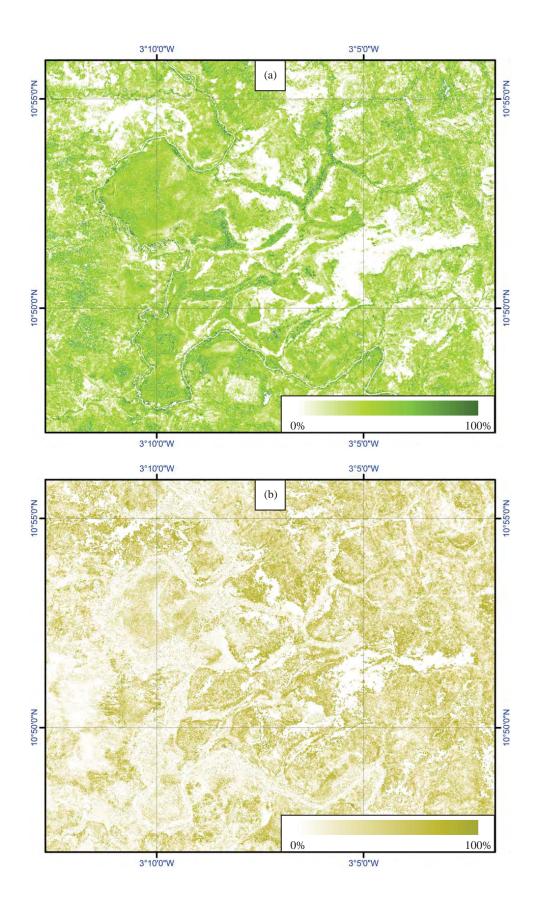
Abbildung 5.3: **Darstellung des Nationalparks Bontioli** / **Burkina Faso.** Falschfarbenkombination eines ASTER–Datensatzes (nahes Infrarot–Rot–Grün).

chen primär aus Grasland. Dieses ist zum Aufnahmezeitpunkt noch weitgehend photosynthese–aktiv (Abschnitt 5.1.1).

Auf den ASTER-Datensatz, dessen Ausschnitt in Abbildung 5.3 dargestellt ist, wurde der beschriebene Algorithmus der unüberwachten Entmischung angewendet, wobei wie auch beim synthetischen Datensatz Nachbarschaften bestehend aus jeweils 100 Pixeln in das Modell eingingen. Die maximale Anzahl der möglichen Endmember ist dabei nach (3.8) durch die Zahl der im Nachbarschaftsfenster vorkommenden Pixel und nach (3.9) durch die Anzahl der Kanäle des zu untersuchenden Datensatzes beschränkt. Eine vorherige Hauptkomponentenanalyse des 14-kanaligen ASTER-Datensatzes ergab, dass sechs voneinander unabhängige Kanäle bereits über 99 % der Informationen des Bilddatensatzes abdecken. Um trotz der Korrelation der Daten eine Überbestimmung des Gleichungssystems zu gewährleisten, wird hier die Endmemberanzahl auf fünf begrenzt. Wegen der vorherigen Segmentierung (Abschnitt 3.1.2) und der daraus bedingten feinen Unterteilung des Datensatzes in thematisch ähnliche Oberflächen konnten aber die meisten hier verwendeten Nachbarschaftsfenster durch 2- oder 3-Endmember-Kombinationen beschrieben werden.

Mit der in Abschnitt 3.1.6 beschriebenen Nachbearbeitung der Schnittpunkte aller Endmemberkombinationen sind aus dem Datensatz vier Spektren voneinander trennbar, die manuell den Reflektionscharakteristika von kahlem Boden, Schatten, trockener und grüner Vegetation zugeordnet werden können. Im letzten Schritt der unüberwachten linearen Entmischung gehen sie in einen herkömmlichen MESMA-Ansatz (Abschnitt 2.2.1) ein. Als Ergebnis sind in Abbildung 5.4 die Anteile dieser vier Endmember dargestellt.

Dabei ist zunächst zu erkennen, dass der Anteil photosynthese-aktiver Vegetation zu dieser Jahreszeit generell sehr hoch ist. Trotzdem nehmen die Galeriewälder mit Anteilen der grünen Vegetation von über 80 % hier eine herausragende Stellung ein. Am Anteil der trockenen Vegetation ist zu erkennen, dass



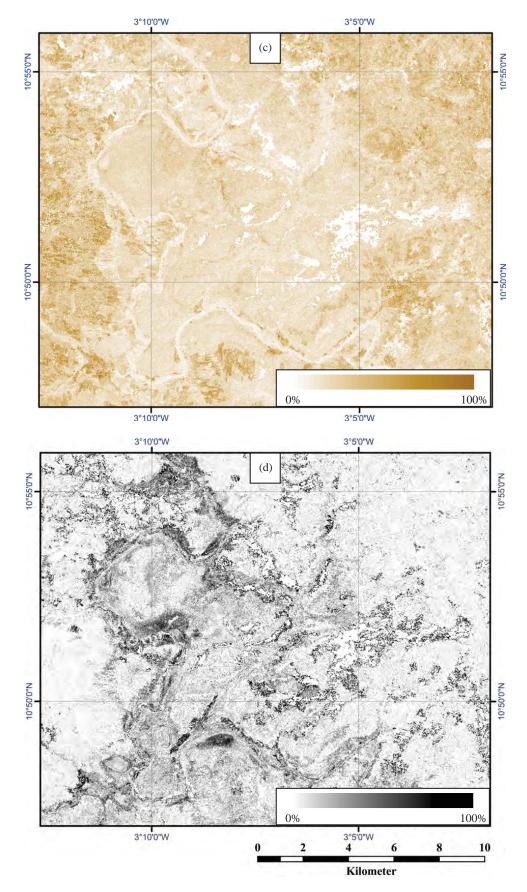


Abbildung 5.4: Endmemberanteile der Region um den Nationalpark Bontioli / Burkina Faso. a: photosynthese-aktive Vegetation; b: trockene Vegetation; c: offener Boden; d: Schatten.

die Pflanzen abseits des Flusslaufes wegen Wassermangels bereits zu vertrocknen beginnen (siehe Abschnitt 5.1.1). Entlang der Galeriewälder dagegen sinkt der Anteil trockener Vegetation gegen Null. Auch auf den Ackerbauflächen außerhalb des Nationalparks ist der Anteil trockener Vegetation geringer, was wahrscheinlich der künstlichen Bewässerung geschuldet ist.

Mit Ausnahme der Galeriewälder und einiger bereits verbrannter Stellen zeichnet sich der gesamte Ausschnitt durch einen signifikanten Anteil offenen Bodens aus, welcher durchgehend mindestens 25 % entspricht. Allerdings ist hier eine klare Trennung zwischen den Gebieten innerhalb und außerhalb des Nationalparks möglich. In den Gebieten außerhalb des Nationalparks, welche wie oben beschrieben durch Ackerbau genutzt werden, ist der Anteil offenen Bodens viel höher als im Park selbst. Daraus wird deutlich, dass der Anteil von Pflanzen, ob photosyntheseaktiv oder trocken, welcher den Boden verdeckt, im Nationalpark höher ist als außerhalb.

Auch die Struktur des Schattenanteiles zeichnet die Oberflächenbedingungen des Nationalparks nach. So steigt der Anteil entlang der Galeriewälder, während er im offenen Grasland und auf den Grasflächen abnimmt. Allerdings werden hier auch die verbrannten Flächen teilweise als Schatten interpretiert.

Für einige Regionen, wie die verbrannte Fläche im Osten des Nationalparks, wird kein Endmemberanteil quantifiziert. Dies liegt daran, dass die Residuen der optimalen Endmemberkombination im MESMA-Ansatz in diesen Fällen einen festgelegten Schwellwert überschreiten und die Ergebnisse für die entsprechenden Pixel verworfen werden. Ohne diese zusätzliche Bedingung hätte das Modell für diese Pixel hohe Anteile von Schatten errechnet, wie sie auch an den Rändern der verbrannten Flächen dargestellt sind.

5.3.2 Genauigkeit der unüberwachten Entmischung

In diesem Abschnitt wird auf einen Ausschnitt des in Abschnitt 5.3.1 entmischten Satellitenbildes eingegangen, der sich auf die Ausmaße eines höchstauflösenden Referenzdatensatzes des IKONOS-Sensors beschränkt (Abbildung 5.5), welcher auch im Folgenden Verwendung findet. Der Aufnahmezeitpunkt des Re-

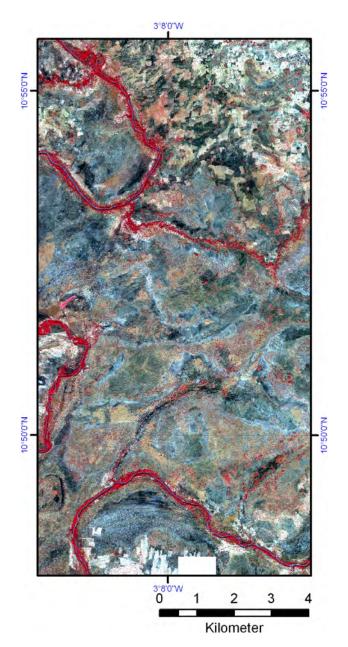


Abbildung 5.5: Referenzdatensatz für den Nationalpark Bontioli / Burkina Faso. Falschfarbendarstellung eines IKONOS-Datensatzes (nahes Infrarot, Rot, Grün) mit geometrischer Auflösung von einem Meter.

ferenzbildes ist auf Ende Dezember 2005 datiert und liegt damit ebenfalls mitten in der Trockenzeit.

Eine Genauigkeitsanalyse der errechneten Endmemberanteile ist mangels geeigneter Referenzdaten nicht möglich. Vergleichsdaten aus dem Feld beziehungsweise von höchstaufgelösten Satellitendaten liefern allenfalls Anteile von Oberflächentypen, welche sich nicht mit den errechneten Endmemberanteilen decken. Allerdings zeigt eine Darstellung der Residuen, die bei der spektralen Entmischung nach dem MESMA-Ansatz basierend auf den errechneten End-

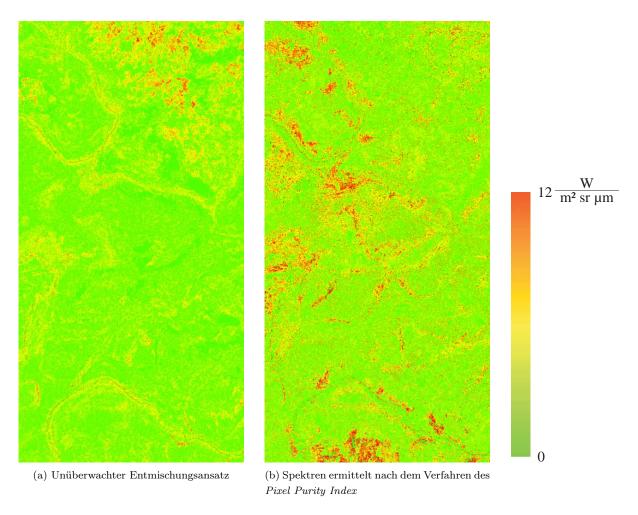


Abbildung 5.6: Vergleich der Residuen aus dem MESMA-Ansatz mit Spektren aus neuem und herkömmlichen Ansatz.

memberspektren ermittelt werden, dass sich die von diesen Endmemberspektren aufgespannten Unterräume an die Spektren des Satellitenbildes anpassen (Abbildung 5.6a). Zum Vergleich wurden aus dem Datensatz Endmemberspektren mithilfe des herkömmlichen Verfahrens des Pixel Purity Index (Abschnitt 2.3.1) bestimmt. Um beide Ergebnisse zueinander in Relation setzen zu können, wurde diese Methode auch auf den gesamten Datensatz (Abbildung 5.3) angewendet. Die aus diesen Spektren resultierenden Residuen des MESMA-Ansatzes sind in Abbildung 5.6b dargestellt. Es ist allgemein erkennbar, dass die Verbesserungswerte dort im Mittel höher ausfallen als beim hier vorgestellten Modell. Daraus lässt sich schließen, die errechneten Spektren der gefundenen Endmember passen sich im hier gezeigten Beispiel besser an die Pixelspektren an als die des Pixel Purity Index und weisen damit eine höhere innere Genauigkeit auf.

En détail fällt auf, dass die beiden Verfahren zur Extraktion von Endmemberspektren aus dem Bild in

verschiedenen Regionen zu höheren Residuen führen. So ist dies bei der unüberwachten Entmischung in Regionen der Fall, die durch einen hohen Anteil von offenem Boden gekennzeichnet sind. Im Gegensatz dazu führt der MESMA-Ansatz aus mittels *Pixel Purity Index* ermittelten Spektren in den Pixeln zu höheren Verbesserungswerten, in denen der Bodenanteil (Abbildung 5.5) weniger dominant ist.

Dieses Phänomen ist auf die unterschiedliche Art zurückzuführen, mit der die Endmemberspektren ermittelt werden. Der Pixel Purity Index orientiert sich an Pixeln, die als spektral rein angesehen werden können, also zu 100 % aus einem Endmember bestehen. Wie in Abschnitt 2.2.1 beschrieben, führt aber ein dominantes Bodenspektrum zu einer Sättigung des Sensorsignals (Asner und Heidebrecht 2002) und damit zu nichtlinearen Effekten der Pixelzusammensetzung. Wird ein solches Signal als wahres Endmemberspektrum von offenem Boden deklariert, führt es bei der linearen spektralen Entmischung über weite Teile zu

erhöhten Residuen. Pixel dagegen, die ein ähnliches Spektrum aufweisen wie das angenommene Endmemberspektrum, liegen im Merkmalsraum nie sehr weit vom nächsten Unterraum (Abbildung 2.5) entfernt. Die Residuen bleiben in diesem Fall also klein, obwohl das ermittelte Endmemberspektrum sehr ungenau ist.

Beim Modell der unüberwachten spektralen Entmischung verhält es sich umgekehrt. Es werden keine reinen Pixel gesucht, sondern bestanpassende Unterräume. In diesem Satellitendatensatz kommen sehr viele Nachbarschaftsfenster vor, in denen offener Boden weniger dominant ist. In diesen Fällen treten die angesprochenen nichtlinearen Effekte nicht oder nur in geringem Maße auf. Dass mit dem hier gezeigten Verfahren ermittelte Endmemberspektrum von offenem Boden ist deshalb an diese Flächen angepasst. Pixel hingegen, in denen der offene Boden dominant ist, führen im linearen Entmischungsmodell basierend auf den ermittelten Endmemberspektren eben wegen dieser nichtlinearen Effekte zu höheren Residuen.

In Regionen, in denen offener Boden zu Sättigungen des Signals führt, kann der hier vorgestellte Entmischungsansatz folglich zuverlässigere Endmemberspektren liefern als der *Pixel Purity Index*. Dafür dürfen die gesättigten Pixel aber nicht zu dominant auftreten, um in den Klassifikationen der Unterräume vernachlässigt werden zu können.

5.3.3 Untersuchung ausgewählter Landbedeckungstypen

Im Folgenden wird näher auf den Einfluss der Heterogenität der Landoberfläche innerhalb eines Segmentes auf die errechneten Unterräume eingegangen. Hierfür wird ein atmosphärenkorrigierter Level-2B05-ASTER-Datensatz (Abschnitt 5.2.1 verwendet, welcher sich wegen besser abgrenzbarer Landbedeckungstypen eher für die folgenden Detailstudien eignet als der Datensatz aus Abbildung 5.3. Der Aufnahmezeitpunkt war Anfang Januar 2001. Wegen der bereits einige Monate andauernden Trockenzeit ist die Region zu dieser Zeit geprägt von vertrockneten Grasflächen. Auch sind bereits erste Brände aufgetreten, die zu einem großen Teil noch frische Brandflächen verursacht haben. Die hier gewählten Bildausschnitte entsprechen typischen Landbedeckungen in der Untersuchungsregion. Aus dem Datensatz werden ausgesuchte

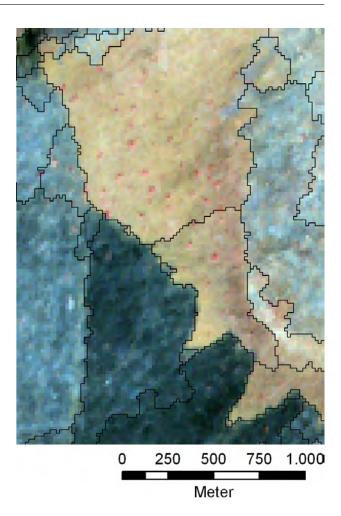


Abbildung 5.7: Ausschnitt des Nationalparks Bontioli. Falschfarbendarstellung eines atmosphärenkorrigierten ASTER-Datensatzes (nahes Infrarot, Rot, Grün), untergliedert in einzelne Segmente (schwarze Polygone).

Ausschnitte betrachtet, welche Regionen des Nationalparks Bontioli / Burkina Faso abbilden.

Homogene Oberflächenbedeckung

Abbildung 5.7 zeigt die Falschfarbendarstellung einer Landoberfläche mit verschiedenen Bedeckungstypen (Kanalkombination: nahes Infrarot-Rot-Grün). Der dunkle südliche Bereich der Abbildung zeigt frisch verbrannte Vegetation. Im Westen befindet sich eine Fläche, die schon früher abgebrannt ist und auf der bereits wieder kahler Boden hervorscheint. Die braune Fläche in der Mitte zeigt in der Region häufig vorkommendes Grasland, welches zu dieser Jahreszeit wegen Wassermangels bereits vertrocknet ist. Hier sind einige Pixel zu erkennen, deren hoher Reflektionswert im Bereich des nahen Infrarots auf die Anwesenheit von Bäumen oder Sträuchern schließen lässt.

50%

Die einzelnen Landschaftstypen zeichnen sich hier durch eine meist homogene Bedeckung aus. Ihre scharfen Grenzen können durch die vorhergehende Segmentierung (schwarze Polygone in Abbildung 5.7; siehe Abschnitt 3.1.2) sehr gut erfasst werden. Damit erhöht sich die Wahrscheinlichkeit, dass alle Pixel eines Nachbarschaftsfensters in einem Unterraum liegen, der von derselben Endmemberkombination aufgespannt wird. Die Bäume, welche durch die Segmentierung nicht als eigenständige Polygone detektiert wurden, stellen dagegen Störungen dar. Zwar könnten die Parameter der Segmentierung beliebig fein eingestellt werden, allerdings wird dies hier vermieden. Denn wie in Abschnitt 3.1.2 beschrieben, sollten die Endmemberanteile innerhalb einer Pixelnachbarschaft möglichst heterogen sein, um ein robustes Modell zu gewährleisten. Werden die Schwellwerte der Segmentierung zu gering angesetzt, könnten bereits leichte Veränderungen der Oberflächenanteile zu neuen Unterteilungen der Segmente führen. In diesem Beispiel werden im Gegenteil alle Segmente, die augenscheinlich denselben Landbedeckungstyp beschreiben, manuell zu einer Klasse zusammengefasst (Abschnitt 3.1.3). So kann die Heterogenität beispielsweise der Grasfläche noch eher die Robustheit des Modells gewährleisten.

Die Segmente des trockenen Graslandes können meist mittels 3–Endmember–Kombinationen beschrieben werden. Abbildung 5.8 beschreibt den Grad der Anpassung eines optimalen Unterraumes (Abschnitt 3.1.6) für alle Pixel der Segmente, die trockenes Grasland widerspiegeln. Dazu wird hier der euklidische Abstand Δ des besten Unterraumes zu allen Pixelspektren s_0 im neunkanaligen Merkmalsraum dargestellt.

$$\Delta = \sqrt{\sum_{j} (s_j - s_{0,j})^2}$$
 (4.1)

sentspricht dabei dem aus dem Unterraum errechneten Spektrum, jstellt die Nummer des Kanals dar. Ein Abstand Δ von $50\,\%$ Reflektanz entspricht im neunkanaligen Datensatz einem mittleren Abstand $\overline{s_j-s_{0,j}}$ von $16,7\,\%$ pro Kanal.

In Abbildung 5.8 fällt zunächst im Übergang zwischen den verbrannten Flächen und dem Grasland die hohe Abweichung zwischen den tatsächlichen Pixelspektren und dem modellierten bestanpassenden Unterraum des entsprechenden Segmentes auf. Selbst

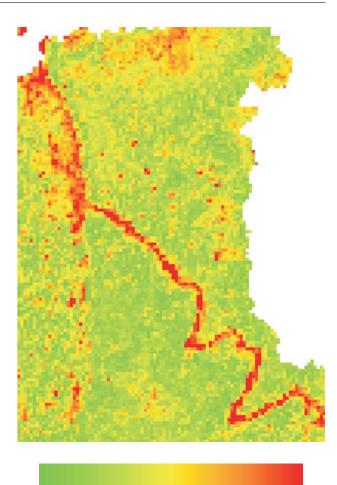


Abbildung 5.8: **Grad der optimalen Anpassung eines Unterraumes an ein Segment.** Euklidische Distanz (in % Reflektanz) des Pixelspektrums im Merkmalsraum zum errechneten Unterraum der 3–Endmember–Kombination.

0%

wenn für die Modellierung des Graslandes, zu dessen Segment diese Pixel gehören, weitere Unterräume aus jeweils drei Endmembern bestimmt werden, verringern sich die Abweichungen in diesem Bereich nur unwesentlich. Das deutet darauf hin, dass die entsprechenden Grenzpixel zwischen den Segmenten nur mit einer höheren Zahl von Endmembern modelliert werden können. Wegen der Beschränkung der Endmemberanzahl aufgrund von redundanten Beobachtungen ist dies hier allerdings nicht möglich.

Innerhalb des trockenen Graslandes sind weiterhin punktförmig höhere Abweichungen zu erkennen, welche von Bäumen verursacht werden. Die in diesen Mischpixeln zusätzlich auftretenden Endmember werden nicht in dem Unterraum erfasst, der sich für die gesamte Ebene als bestanpassend erweist. Aus den Nachbarschaftsfenstern, von denen diese Bäume beschrieben werden, wurden Unterräume errechnet, wel-

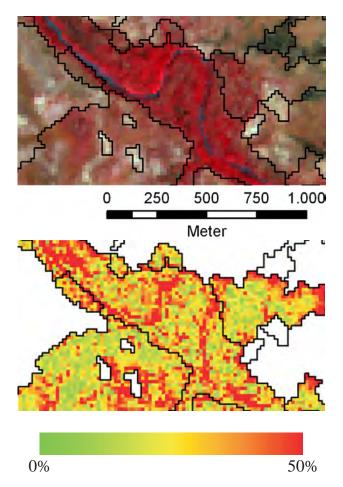


Abbildung 5.9: **Grad der Anpassung bei heterogenen Oberflächenanteilen.** Oben: Falschfarbendarstellung eines ASTER–Datensatzes mit Segmentklassen (schwarze Polygone). Unten: Euklidische Distanz (in % Reflektanz) von bestanpassendem Unterraum.

che nicht zur optimalen Modellierung des Segmentes geeignet sind. Es ist zu erwarten, dass solch vereinzelte Objekte wie in diesem Beispiel die Bäume, regelmäßig zu für das Entmischungsmodell nicht brauchbaren Nachbarschaftsfenstern führt.

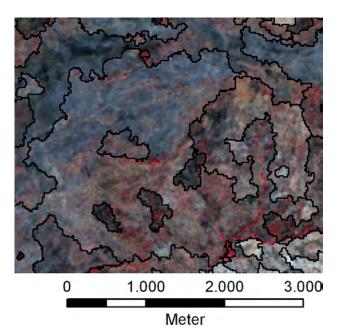
Heterogene Oberflächenanteile

Der oben beschriebene Bildausschnitt ist charakterisiert durch homogene Landbedeckungstypen, welche von scharfen Grenzen getrennt werden. In die Ausgleichungsmodelle der verschiedenen Pixelfenster innerhalb eines Segmentes gehen deshalb ähnliche Beobachtungen ein. In Abbildung 5.9 ist ein weiterer Ausschnitt des hier untersuchten Satellitendatensatzes von 2001 mit unterschiedlichen Oberflächen- und damit Endmemberanteilen dargestellt. Diese Szene wird dominiert von einem Flusslauf und seinen angren-

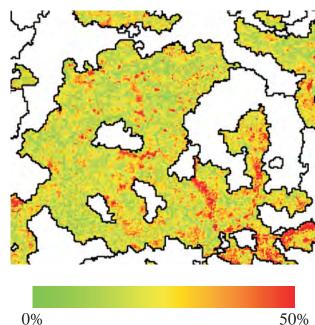
zenden Galeriewäldern. Alle Segmente, die hier untersucht werden – mit Ausnahme des mittleren Segmentes, welches unter anderem den Flusslauf beinhaltet, – gehören zu ein und derselben Segment–Klasse. Es wird folglich ein Unterraum gesucht, der sich optimal an alle diese den Flusslauf umschließende Segmente anpasst.

Direkt am Flusslauf ist in diesem Ausschnitt dichter Galeriewald mit seinen hohen Reflektionswerten im Bereich des nahen Infrarots zu erkennen. Allerdings sind die einzelnen Endmemberanteile hier hochvariabel. So ist im Norden des Galeriewaldes eine geringere Reflektion in den dargestellten Kanälen zu erkennen als im restlichen Waldgebiet. Mit zunehmender Entfernung vom Flusslauf nimmt der Baumanteil zugunsten von offenem Boden ab. Bereits im Segment des Galeriewaldes sind Anteile dieses Endmembers durch die höheren Grauwerte erkennbar. Aus der Segmentklasse des Galeriewaldes kann eine bestanpassende Ebene, aufgespannt aus drei Endmembern, errechnet werden. Diese Ebene weist im Merkmalsraum eine große euklidische Distanz zu den Pixelspektren des eigentlichen Flusslaufes auf. Das liegt offenkundlich daran, dass die Nachbarschaft, aus welcher der für das gesamte Segment bestanpassende Unterraum berechnet werden konnte, den Flusslauf an sich nicht abdeckt. Auch Lücken im Kronendach, wie sie zum Beispiel im Norden des Segmentes anhand der geringeren Reflektionswerte erkennbar sind, führen zu größeren Abweichungen.

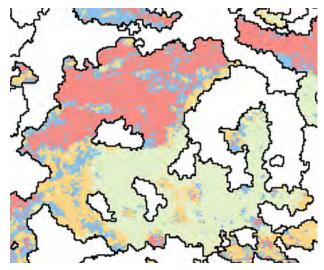
In den untersuchten Segmenten um den Galeriewald sind variable Anteile von grüner Vegetation auszumachen, die teilweise auch gegen null tendieren. Über weite Flächen konnten die Segmente mittels einer Kombination von drei Endmembern modelliert werden. Allerdings sind besonders im südwestlichen Segment Regionen höherer euklidischer Distanz zwischen verwendetem Unterraum und Pixelspektrum zu erkennen. Dies kann eventuell durch nichtlineare Effekte wegen der Sättigung des Signals durch die dominante Bodenreflektion erklärt werden (Abschnitt 2.2.1). Möglich ist aber auch, dass in dieser Region der Anteil grüner Vegetation, welcher wahrscheinlich in die Modellierung des für diese Segmente verwendeten Unterraumes eingegangen ist, zugunsten eines weiteren, hier nicht näher bestimmbaren Endmembers zurückgeht.



(a) ASTER–Datensatz mit Segment–Klassen (schwarze Polygone)



(b) Euklidische Distanz (in % Reflektanz) vom bestanpassenden Unterraum



(c) Räumliche Aufteilung der vier extrahierten Unterräume in der Segmentklasse

Abbildung 5.10: Grad der Anpassung an eine heterogene Landschaft.

Eine Schlussfolgerung davon ist, dass zumindest im westafrikanischen Untersuchungsgebiet heterogene Oberflächenanteile mit unterschiedlichen Endmemberkombinationen und damit Unterräumen einhergehen können.

Heterogene Landschaftstypen

Abbildung 5.10a beschreibt einen heterogenen Ausschnitt ineinander übergehender Landschaftstypen,

welcher auch dem ASTER-Datensatz von 2001 entnommen wurde. Die dunkle Region im Norden stellt eine Brandfläche dar, welche nach Süden von braunem,
vertrocknetem Grasland abgelöst wird. Die roten Pixel entsprechen photosynthese-aktiver Vegetation und
die hellen Flächen im Südosten deuten auf die Dominanz von offenem Boden hin. Wegen der heterogenen
Struktur dieser Landschaft beinhalten die Segmentklassen unweigerlich mehrere verschiedene Endmemberkombinationen. So kann die hier untersuchte Segmentklasse nicht von einem einheitlichen Unterraum

beschrieben werden. Eine unüberwachte Klassifikation aller Unterräume der Segmentklasse (Abschnitt 3.1.6) führt hier zu vier verschiedenen Clustern. So wurden in diesem Ausschnitt verschiedene Unterraumklassen detektiert, die einen Großteil der beobachteten Segmentklasse hinreichend genau modellieren können. Dabei werden Bäume, offener Boden und einige dunklere Flächen allerdings nicht berücksichtigt, wie die hohen euklidischen Distanzen in Abbildung 5.10b zeigen.

Abbildung 5.10c zeigt auf, welcher der vier Unterräume zur Erklärung der einzelnen Pixel herangezogen wird. Erkennbar ist dabei die räumliche Unterteilung der Segmentklasse entlang sichtbarer Grenzen der Landbedeckungstypen. Daraus lässt sich schließen, dass die Verwendung mehrerer verschiedener Unterräume zur Beschreibung einer Segmentklasse eine vorherige, eventuell zu grobe Segmentierung teilweise ausgleicht. Allerdings passen sich die Formen der untersuchten Nachbarschaftsfenster innerhalb einer solchen Segmentklasse in dem Fall nicht an die Grenzen der einzelnen Landbedeckungstypen an, da dort eben keine Segmentgrenzen gefunden wurden. Die entsprechenden Nachbarschaftsfenster führen folglich zu Unterräumen, welche im weiteren Verlauf des Modells nicht berücksichtigt werden.

Drei der vier verwendeten bestanpassenden Unterräume bilden erkennbar verschiedene Oberflächenzusammensetzungen nach. Die Anzahl der für eine Modellierung der Segmente verwendeten Unterräume hängt von den Schwellenwerten ihrer Isodata-Klassifikation ab (Abschnitt 3.1.6). Theoretisch bestünde die Möglichkeit, die Anzahl der verwendeten Unterräume beliebig zu erhöhen. In Abbildung 5.10a könnten so eventuell auch der Galeriewald im Südosten oder die helleren Flächen offenen Bodens als eigenständiger Unterraum repräsentiert werden. Aber Abbildung 5.10c zeigt, dass mit der blauen Klasse bereits ein Unterraum ermittelt wurde, der keiner erkennbaren eigenständigen Landbedeckungsklasse zugeordnet werden kann. Führen die frei wählbaren Isodata-Parameter zu einer so feinen Klassifikation, dass alle gewünschten Objekte genau genug modelliert werden, werden noch viele andere Unterräume gefunden, die keiner eigenständigen Landbedeckung zuzuordnen sind. Die Unterräume einiger Landoberflächen gehen also wie hier im Rauschen unter.

Sättigung einzelner Kanäle

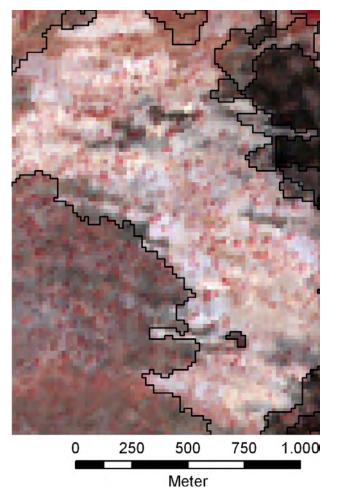
Abbildung 5.11 zeigt einen Ausschnitt des ASTER-Datensatzes von 2001, bestehend aus trockenem Grasland im Südwesten und offenem Boden im zentralen Bildbereich. Im letzteren Segment führt der dominante Bodenanteil mit seinem hohen Reflektionsspektrum in mehreren Kanälen zu einer Signalsättigung des Sensors (siehe Abschnitt 2.2.1). In diesem Fall kann vom im Sensor eingehenden Signal nicht mehr auf die wahre Reflektion der Landoberfläche geschlossen werden. Als Folge ergibt sich im hier vorgestellten Modell wie auch bei herkömmlichen Verfahren der linearen spektralen Entmischung ein Modellfehler, da die aufgenommenen Pixelspektren keine Linearkombination der einzelnen Endmemberspektren darstellen. Dementsprechend hoch sind auch die Unterschiede zwischen den Unterräumen, die aus den Nachbarschaftsfenstern der vom Boden dominierten Segmentklasse gewonnen wurden. Zwei Unterräume wurden hier gefunden, die aber teilweise sehr hohe Abweichungen zu den einzelnen Pixelspektren aufweisen (Abbildung 5.11b). Die dargestellten euklidischen Differenzen gehen bis zu 150 % Reflektanz, was einer durchschnittlichen Abweichung von 50 % Reflektanz je Kanal entspricht.

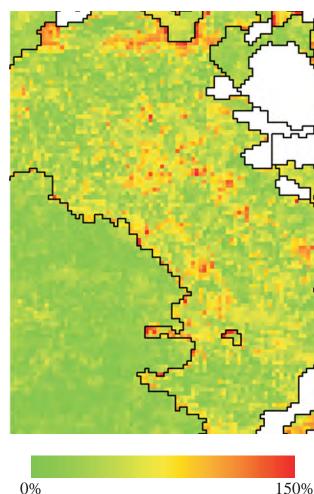
Das Segment des trockenen Graslandes weist bei einer Extraktion von zwei Unterräumen wie auch in Abbildung 5.8 nur geringe Abweichungen des Zwischenergebnisses zu den Pixelspektren auf.

5.4 Transferfunktion zu den Baumanteilen

5.4.1 Berechnung

Nach dem in Abschnitt 3.2 beschriebenen Modell werden hier aus den in Abschnitt 5.3 errechneten Endmemberanteilen Baumanteile errechnet. Dafür wird aus einem höchstauflösenden Referenzdatensatz eine Baumdichte errechnet und mit den Endmemberanteilen verschnitten. Beim Referenzbild handelt es sich um den in Abschnitt 5.3.2 erwähnten IKONOS—Datensatz vom Dezember 2005, dessen geometrische Auflösung bei einem Meter liegt (Abbildung 5.12a). Aus dem Ergebnis einer überwachten Segmentierung





(a) ASTER–Datensatz mit Segment–Klassen (schwarze Polygone)

(b) Euklidische Distanz (in % Reflektanz) vom bestanpassenden Unterraum

Abbildung 5.11: Einfluss von Sättigung des Signals auf Unterraumberechnung.

dieses Datensatzes wurden in einem überwachten Verfahren Bäume klassifiziert, wobei sowohl die Spektren als auch die Formparameter der ermittelten Segmente in den Klassifikationsansatz eingingen. Die daraus resultierende Binärmaske wurde anschließend auf die geometrische Auflösung des ASTER-Datensatzes reskaliert und als Referenzdatensatz für Baumanteile verwendet.

Viele Bereiche, die in Abbildung 5.4 Bestandteile von grüner Vegetation und kahlem Boden aufweisen, zeigen in Abbildung 5.3 keine Bäume. So bestehen die landwirtschaftlichen Flächen südwestlich des Nationalparks zwar aus grüner Vegetation in Form von Nutzpflanzen, aber nicht von Bäumen. Auch die Fläche innerhalb der nordwestlichen Flussschleife besteht nur aus einem geringen Anteil aus Bäumen. Der Ausschnitt in Abbildung 5.7, welcher einen Bereich innerhalb dieser Flussschleife zu einem anderen Zeitpunkt

als in Abbildung 5.3 darstellt, zeigt eine nur sporadisch vorhandene Baumdichte. Diese Flächen können mit dem in Abschnitt 3.2 vorgestellten Modell nicht in korrekte Landbedeckungsanteile übertragen werden. Damit sie zumindest nicht die Berechnung der Transferfunktion beeinflussen, gehen die Pixel, in denen im Referenzdatensatz keine Bäume gefunden wurden, nicht in das Modell ein. Aus zufällig ausgewählten 1000 Pixeln der restlichen Flächen wird anschließend die Transferfunktion wie beschrieben errechnet. Das Ergebnis lautet in Anlehnung an (3.10)

$$a_t = \min\{1, 14 \cdot a_{gv}; 1, 1 - 1, 25 \cdot a_{bs}\}$$
 (5.1)

Der in Abschnitt 5.3.1 errechnete Anteil von Schatten geht hier in Abwandlung des in Hall u.a. (1995) beschriebenen Modells (Abschnitt 3.2) nicht mit ein, da sich dessen Korrelation zu den Baumbedeckungsgraden des Referenzdatensatzes als zu gering erwiesen hat. Dieses nichtdifferenzierbare Regressionsmo-

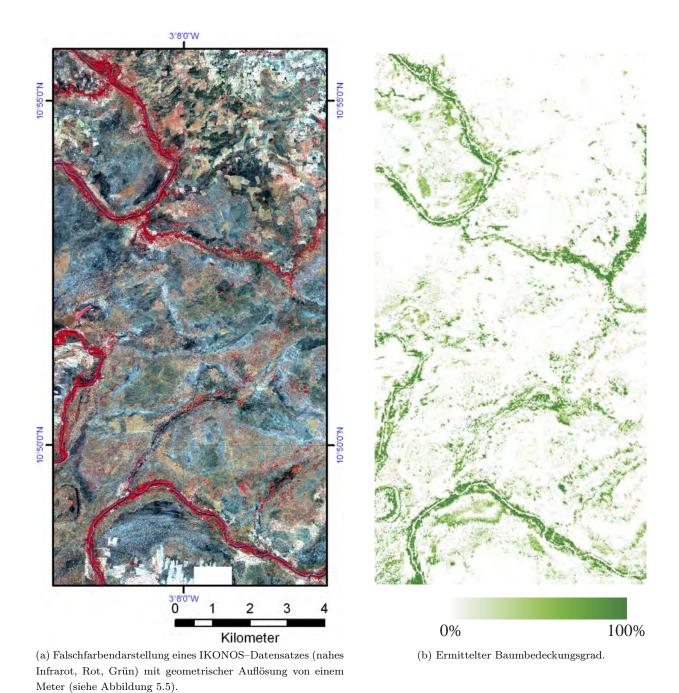


Abbildung 5.12: Ermittelter Baumbedeckungsgrad. Resultat aus den Endmemberanteilen aus Abbildung 5.4.

dell wird anschließend auf die Endmemberanteile des gesamten ASTER-Datensatzes angewendet. In Abbildung 5.12b ist die errechnete Baumbedeckung desjenigen Teils des Datensatzes dargestellt, der auch vom IKONOS-Referenzbild abgedeckt wird.

5.4.2 Genauigkeitsbetrachtung

Bei der Umrechnung der verschiedenen Endmemberanteile in einen Baumbedeckungsgrad (Abbildung

5.12b) treten mehrere Fehlereinflüsse auf. Zum Einen ist die dreidimensionale Struktur der Bäume nicht immer identisch, so dass auch die Anteile einzelner Endmember variieren können. Andere Einflussfaktoren auf die Transferfunktion von den Endmembern zum gewünschten Oberflächentyp sind unter Anderem dessen direkte Umgebung, das Relief, der Sonnenstand und der Aufnahmewinkel.

Ein weiterer hier zu berücksichtigender Ungenauigkeitsfaktor liegt in der Tatsache, dass die für eine Berechnung der Baumdichte herangezogenen Endmemberanteile auch Bestandteile anderer Oberflächentypen sein können (Abschnitt 3.2). Mit der Strategie, für die Berechnung einer Transferfunktion ausschließlich Pixel zu verwenden, in denen im Referenzdatensatz Bäume vorkommen, konnte die Zahl der Ausreißer soweit verringert werden, dass mithilfe des *Datasnooping*-Verfahrens robuste Regressionsmodelle ermittelt werden konnten.

Allerdings sind auch die verwendeten Referenzwerte nur bedingt als genau anzunehmen. Das hochauflösende Satellitenbild kann bei einer Georektifizierung nicht auf ein IKONOS-Pixel genau an den ASTER-Datensatz angepasst werden, da ein ASTER-Pixel nur einen gemittelten Reflektionswert widergibt und deshalb keine Entscheidung über die genaue Position des IKONOS-Pixels innerhalb des ASTER-Pixels getroffen werden kann. Wird die Binärmaske des Baumbestandes vom Referenzbild auf die geometrische Auflösung des Aster–Sensors herunterskaliert (Abschnitt 5.4), können sich deshalb die als wahr angenommenen Baumbedeckungen verschieben. Die unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkte von ASTER- und IKONOS-Datensatz fallen dagegen kaum ins Gewicht, da es sich bei den Bäumen um Landbedeckungstypen handelt, deren Bestand sich über längere Zeit nicht verändert.

In Abbildung 5.13 ist die Abweichung der errechneten Baumbedeckungsanteile (Abbildung 5.12b) von den Referenzdaten des IKONOS-Satellitenbildes dargestellt. Erkennbar ist hier, dass die Baumdichte über weite Bereiche der Galeriewälder zum Teil stark überschätzt wird, wogegen auf den Flächen offenen Graslandes die errechneten Werte im Vergleich zum Referenzdatensatz meist zu gering ausfallen. Eine mögliche Erklärung hierfür ist, dass die ermittelte Steigung der Regressionsgeraden zwischen grüner Vegetation und Baumdichte zu hoch ausgefallen ist. Das würde bei hohen Anteilen an grüner Vegetation, wie sie primär in den Galeriewäldern vorkommen, zu besagter Überschätzung der Baumbedeckung führen. Eine solche zu hohe Schätzung der Steigung ist auf Pixel zurückzuführen, in denen das Endmember "grüne Vegetation" nicht nur in Bäumen, sondern auch in anderen Landbedeckungstypen vorkommt. Der daraus resultierende Fehlereinfluss tritt verstärkt in Pixeln mit einem geringen Baumanteil auf, da dort der Anteil der anderen Landbedeckungen entsprechend größer ist. Da in diesem Fall relativ hohe Anteile von

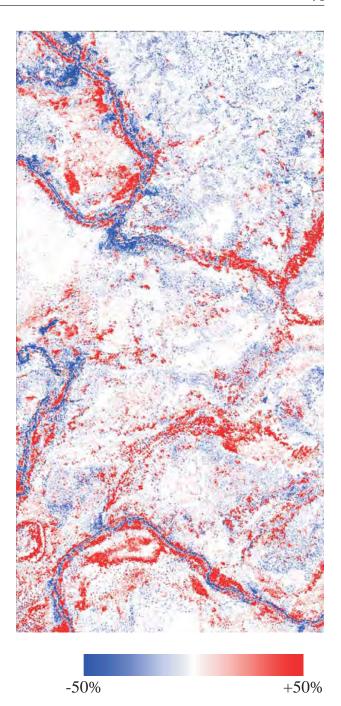


Abbildung 5.13: **Differenz zwischen errechnetem** und wahrem Baumbedeckungsgrad. Blau: Unterschätzung; Rot: Überschätzung.

grüner Vegetation bei der Berechnung des Transfermodells sehr geringen Baumbedeckungsgraden gegenübergestellt werden, verändert sich der Neigungswinkel der bestanpassenden Regressionsgeraden. Wenn die entsprechenden Pixel im *Datasnooping*-Verfahren nicht als Ausreißer erkannt werden – womit bei einer entsprechenden Anzahl dieser Pixel zu rechnen ist – wird die Steigung der Transfergeraden zu hoch geschätzt. Das Ergebnis ist eine Abweichung des Baum-

bedeckungsgrades, wie sie in Abbildung 5.13 zu sehen ist. Die Wahrscheinlichkeit dieser Fehlberechnung des Transfermodells kann durch die Wahl eines geeigneteren Aufnahmezeitpunktes verringert werden (siehe Abschnitt 5.5.1)

Im südlichen und im nordwestlichen Bereich des Differenzbildes zwischen errechnetem und als wahr angenommenem Baumanteil sind in den Galeriewäldern mit ihren überschätzten Bedeckungsgraden Flächen zu erkennen, die den Flusslauf nachzeichnen. Wie in Abbildung 5.3 zu sehen, ist dieser Fluss in diesen Bereichen trotz der an seinen Ufern stehenden Bäumen eindeutig sichtbar. Im Referenzdatensatz in Abbildung 5.12 ist der Flusslauf zwar auch erkennbar, allerdings führt die Reskalierung der Baummaske dazu, dass im Gegensatz zum ASTER-Datensatz in allen Referenzpixeln Baumanteile ermittelt werden. Dies ist ein weiterer Beleg dafür, dass der Referenzdatensatz nur bedingt für einen Vergleich mit den Endmemberanteilen herangezogen werden kann.

5.5 Übertragbarkeit

5.5.1 Zeitliche Übertragbarkeit

Berechnung der Endmemberanteile

Im Beispiel der Abbildung 5.3 wird ein Datensatz des Nationalparks Bontioli / Burkina Faso untersucht, dessen Aufnahmezeitpunkt am 22. November 2008 lag. Wie beschrieben, stammt das Satellitenbild damit bereits mitten aus der Trockenzeit, so dass der Anteil trockener Vegetation im Grasland bereits sehr hoch ist, auch wenn noch ein signifikanter Teil dieser Vegetation photosynthese-aktiv ist. Auf natürliche Weise entstandene Brände sind zu diesem Zeitpunkt aber noch kaum zu verzeichnen.

Um die Anwendungsmöglichkeiten des Modells für verschiedene Zeitpunkte zu testen, wurde ein Datensatz desselben Untersuchungsgebietes verwendet, welcher einen Ausschnitt des Nationalparks Bontioli/Burkina Faso darstellt (Abbildung 5.14). Der Aufnahmezeitpunkt dieses Satellitenbildes war am 03. Januar 2001 und somit zu einem späteren Zeitpunkt der Trockenzeit. Mit Ausnahme der Bäume weist die Vegetationsdecke zum Zeitpunkt der Aufnahme kaum

noch einen photosynthese-aktiven Anteil auf. Es ist zudem zu erkennen, dass die Oberflächenstruktur bereits durch mehrere unterschiedlich alte Brandflächen geprägt ist (dunkle und graue Flächen in Abbildung 5.14). Der Datensatz des gezeigten Ausschnittes bildet die Grundlage der in Abschnitt 5.3.3 aufgezeigten Detailuntersuchungen. Dabei handelt es sich um einen atmosphärenkorrigierten Level-2B05-Datensatz (Abschnitt 5.2.1). Es hat sich gezeigt, dass auch eine Atmosphärenkorrektur der Ausgangsdaten für das Modell kein Problem darstellt, da bei einer Atmosphärenkorrektur alle im Sensor ankommenden Signale eine lineare Reskalierung erfahren (Abschnitt 2.1), wodurch der lineare Charakter des Entmischungsproblems nicht beeinträchtigt wird. Wie beim Standardverfahren können die ermittelten Spektren aber nicht mit denen des Level-1B-Datensatzes (Abbildung 5.3) verglichen werden, da dort die Endmemberspektren die Strahldichte L — den am Sensor auftreffenden Strahlungsfluss (in $W \cdot sr^{-1} \cdot m^{-2}$) — wiedergeben, während der hier beschriebene Level-2B05-Datensatz den Reflektionsgrad der Oberfläche (in %) beschreibt.

Auch in diesem Datensatz wurden aus den Nachbarschaftsfenstern meist Unterräume extrahiert, welche von jeweils zwei oder drei Endmembern aufgespannt werden. Das Ergebnis der unüberwachten Entmischung ist in Abbildung 5.15 aufgezeigt. Wasser und verbrannte Fläche verschmelzen auch hier zu einem zusammenhängenden Endmember, welches als Schatten interpretiert wird. Allerdings können die Parameter der Unterraum-Klassifikation derjenigen Segmentklasse (Abschnitt 3.1.6), welche sowohl den Flusslauf als auch die verbrannten Flächen beinhaltet, manuell insoweit variiert werden, dass der Flusslauf über weite Teile von einer eigenständigen Unterraumklasse beschrieben werden kann. Da aber die verbrannten Flächen in diesem Beispiel dann zweigeteilt von verschiedenen Unterräumen repräsentiert würden, wird hier auf dieselben Klassifikationsparameter zurückgegriffen wie im vorherigen Ansatz.

Das Ergebnis zeigt, dass die photosynthese-aktive Vegetation innerhalb der Flussschleife im Vergleich zur Mitte der Trockenzeit (Abbildung 5.4) stark zurückgegangen ist. Dies gilt sowohl für das Grasland als auch für die Galeriewälder, welche hier meist durch einen Anteil photosynthese-aktiver Vegetation von unter 50 % charakterisiert sind. Trotzdem sind die Galeriewälder klar in den Endmemberanteilen der grü-

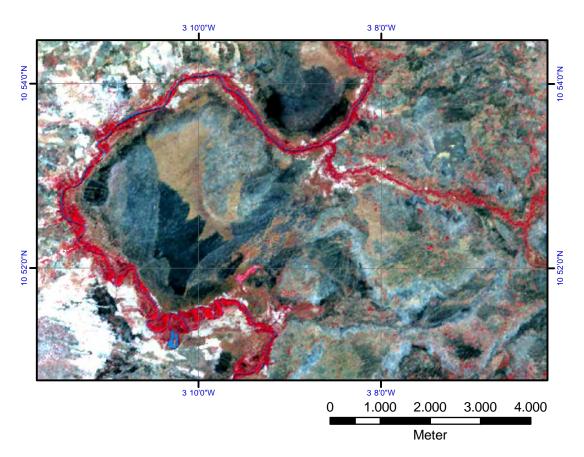


Abbildung 5.14: Ausschnitt des Nationalparks Bontioli zum Ende der Trockenzeit. Falschfarbendarstellung eines ASTER-Datensatzes (nahes Infrarot, Rot, Grün).

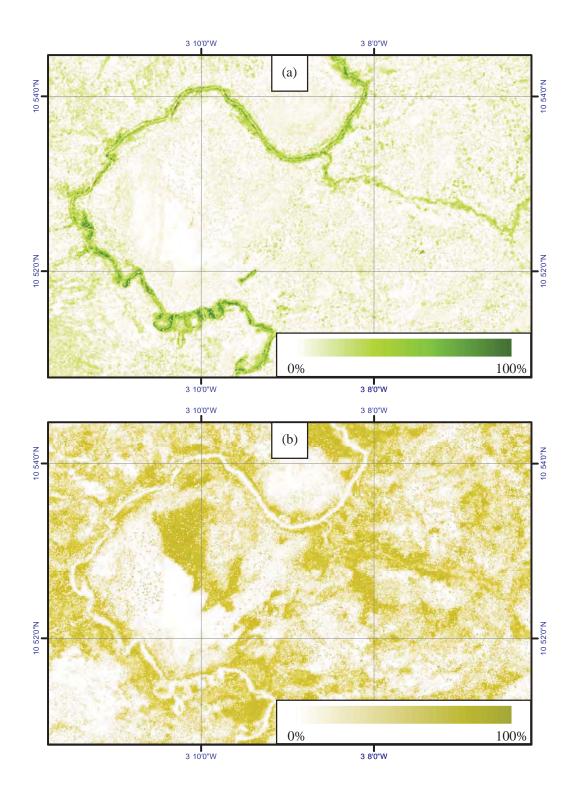
nen Vegetation erkennbar. Innerhalb der Flussschleife hat die trockene Vegetation nach Abbildung 5.15 stark zugenommen, sofern sie nicht verbrannt ist.

Das errechnete Spektrum von Schatten scheint sich hier dem von verbrannter Fläche besser anzunähern als in Abschnitt 5.3.1. Dies ist daraus erkennbar, dass die verbrannten Flächen in Abbildung 5.3 bei der Berechnung der Endmemberanteile aus den bestimmten Spektren mittels MESMA-Ansatz sehr hohe Residuen ergeben haben, weshalb die entsprechenden Pixel in den Ergebnisbildern (Abbildung 5.4) ausmaskiert wurden. Hier dagegen sind die entsprechenden Residuen über die Pixel der verbrannten Fläche mit 1,0−1,5% Reflektanz nicht ansatzweise so hoch. Wegen dieser Verschiebung des Endmemberspektrums von Schatten, welche wahrscheinlich auf die im Gegensatz zu Abbildung 5.3 relativ vielen Brandflächen zurückzuführen ist, können in Abbildung 5.15d sowohl im eigentlichen Flusslauf als auch in den verbrannten Gebieten hohe Schattenanteile bestimmt werden.

Die Residuen der restlichen Gebiete des hier untersuchten Datensatzes sind über weite Teile mit

0,25-0,5% Reflektanz sogar noch geringer als die der Brandflächen. Einzig entlang des Flusslaufes sind Spitzen der Residuen von 4-5% Reflektanz zu verzeichnen. Das zeigt, dass das beschriebene Zusammenlegen von Wasser und Brandflächen durch die in Abschnitt 3.1.6 beschriebene Isodata–Klassifikation der Unterräume der entsprechenden Segmentklasse in den jeweiligen Flächen die Genauigkeit des Entmischungsmodells beeinträchtigt. Die Modellierung des Flusslaufes ist dabei ungenauer als die der verbrannten Flächen, weil ersterer von weniger Pixel bedeckt ist. Dadurch ergibt sich im Isodata–Algorithmus eine stärkere Ausrichtung an den Pixeln der verbrannten Flächen.

Mit der zeitlichen Veränderung der Landoberfläche variiert also der Grad der Anpassung der ermittelten Endmemberspektren an den Bilddatensatz. Dabei sollten die gewünschten Endmember möglichst häufig in verschiedenen Kombinationen im Bilddatensatz vorkommen, damit deren Spektren nicht, wie hier am Beispiel des Flusslaufes geschehen, von anderen Endmembern (wie der verbrannten Fläche) beeinflusst zu werden. Je geringer das Vorkommen eines Endmembers im Datensatz ist, desto geringer ist auch der Einfluss



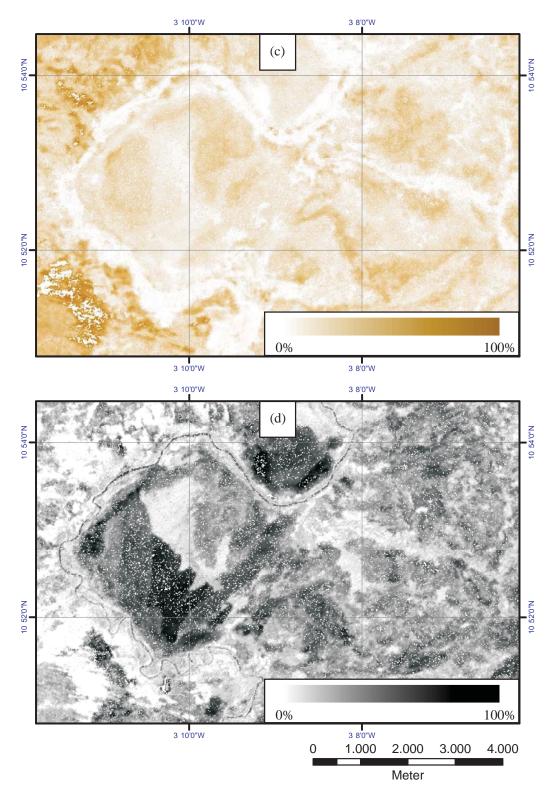


Abbildung 5.15: Endmemberanteile im Nationalpark Bontioli / Burkina Faso zum Ende der Trockenzeit. a: photosynthese–aktive Vegetation; b: trockene Vegetation; c: offener Boden; d: Schatten.

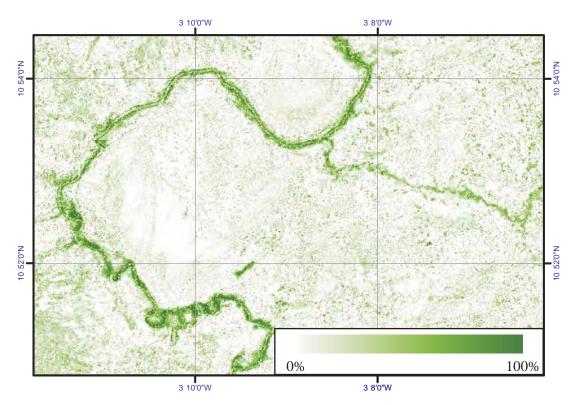


Abbildung 5.16: Ermittelter Baumanteil im Nationalpark Bontioli zum Ende der Trockenzeit.

von dessen Spektrum auf das Ergebnis. So ist in Abbildung 5.4 erkennbar, dass im östlichen Teil des Nationalparks Bontioli / Burkina Faso in der verbrannten Fläche die Endmemberanteile wegen zu hoher Residuen nicht quantifiziert wurden. Diese Residuen deuten darauf hin, dass sich die ermittelten Endmemberspektren nicht mit den Oberflächengegebenheiten vereinbar sind.

Baumbedeckungsgrade

Die Ableitung der Baumdichte aus den ermittelten Endmemberanteilen ist in Abbildung 5.16 dargestellt. Sie ist hier erfolgversprechender als beim Datensatz zur Mitte der Trockenzeit (Abbildung 5.3), da abseits der Bäume weniger grüne Vegetation detektiert wird. Im Gegensatz zu (5.1) findet hier die Verwendung des Schattenanteiles als Eingangsparameter Einzug, da er wegen der vielen Brandflächen eine höhere Korrelation zu den Baumanteilen des IKONOS-Referenzdatensatzes (Abbildung 5.5) besitzt.

$$a_t = \min\{1, 19 \cdot a_{qv}; 1 - 0, 12 \cdot a_{sh}\}$$
 (5.2)

Dabei entspricht a_t dem zu errechnenden Baumanteil, während a_{gv} und a_{sh} den Endmemberanteilen von grüner Vegetation und Schatten entsprechen. Ein

möglicher Vergleich der Endmemberanteile aus den Abbildungen 5.4 und 5.15 zeigt sich durch die Ähnlichkeit der Reskalierungsparameter von grüner Vegetation nach den Baumbedeckungsgraden in (5.1) und (5.2).

Ebenso wie die in Abbildung 5.13 vom Datensatz aus der Mitte der Trockenzeit errechnete Baumdichte wird das hier ermittelte Ergebnis mit den Baumbedeckungsgraden aus dem IKONOS-Referenzdatensatz verglichen (Abbildung 5.17). Aus Darstellungsgründen wird dabei nur ein Teil des Vergleichsbildes abgebildet. Erkennbar ist hier auf den ersten Blick, dass viele weiße Flächen des Differenzbildes von der Mitte der Trockenzeit (Abbildung 5.17b) im hier ermittelten Vergleich verschwunden sind. Gleichzeitig nimmt aber im Mittel auch die teilweise starke Unterschätzung der Baumdichte ab. Auch die Überschätzung entlang einiger Galeriewälder geht bei der Verwendung des Satellitendatensatzes vom Ende der Trockenzeit zurück.

Verglichen mit den höchstaufgelösten Referenzdaten des IKONOS–Sensors verhalten sich die errechneten Baumanteile bei verschiedenen Landbedeckungstypen unterschiedlich. In Abbildung 5.18 sind Verteilungsfunktionen der Differenzen zwischen beiden Datensätzen mittels Boxplots, welche die 5 %–Quantile,

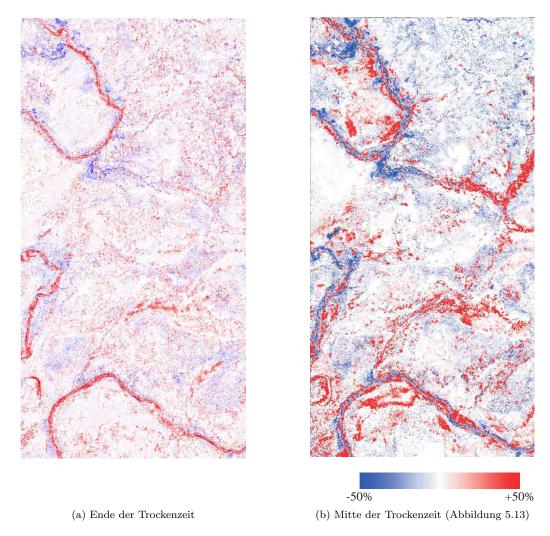


Abbildung 5.17: Differenz zwischen errechnetem und wahrem Baumbedeckungsgrad zu verschiedenen Zeitpunkten. Blau: Unterschätzung; Rot: Überschätzung.

die unteren Quartile, Mediane, oberen Quartile und 95 %-Quantile darstellen, vereinfacht für die im Bild am häufigsten vorkommenden Bedeckungsarten dargestellt. Dafür wurde der ASTER-Datensatz (Abbildung 5.3) klassifiziert und für jede Klasse zufallsbasiert 1000 Pixel ausgewählt. Es ist erkennbar, dass im Bereich des Galeriewaldes der errechnete Baumbedeckungsanteil im Mittel mit dem Referenzdatensatz übereinstimmt. Allerdings ist die Standardabweichung relativ hoch. Dies kann zwei Gründe haben. Zunächst kann der IKONOS-Datensatz mittels Georektifizierung wie beschrieben nicht exakt an das ASTER-Bild angepasst werden, wodurch dessen geometrische Reskalierung zu einer Verfälschung der Referenzdaten führt. Zweitens variieren die Endmemberanteile verschiedener Bäume, was eine Verringerung des Korrelationskoeffizienten zwischen Endmember- und Baumbedeckungsanteil zur Folge hat. Dadurch können die

Residuen bei der Anwendung der Transferfunktion steigen und sich die Standardabweichungen des Differenzbildes erhöhen.

Im vertrockneten Grasland liegen die Abweichungen bei 50 % der Pixel in einem Bereich von -8,6 bis +5,2 %. Die entsprechenden Pixel weisen aber laut Referenzdatensatz oft keine Bäume auf. Wenn der Anteil der grünen Vegetation trotzdem nicht null ist, führt die Transferfunktion zu einer Überschätzung der Daten. Die Tatsache, dass der Baumanteil in diesen Regionen tendenziell eher unter- als überschätzt wird, zeigt, dass das Transfermodell weiterhin von den Pixeln beeinflusst wird, in denen grüne Vegetation in anderen Landbedeckungstypen als Bäumen vorkommt. Solche Pixel kommen hier in einem Maße vor, dass die um den daraus resultierenden systematischen Feh-

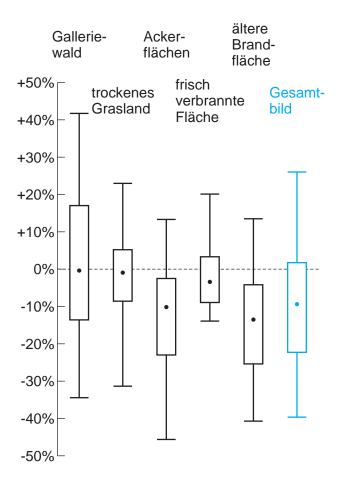


Abbildung 5.18: **Boxplot der Differenzen zwischen errechneten und wahren Baumbedeckungsgraden.** Grundlage sind je Klasse 1000 zufällig gewählte Pixel (Gesamtbild: 10000 Pixel).

ler veränderten Daten im *Datasnooping*–Ansatz nicht als Ausreißer interpretiert werden.

Auch bei Ackerflächen, welche im hier gezeigten Ausschnitt des IKONOS-Referenzdatensatzes (Abbildung 5.5) nicht abgebildet sind, zeigt sich eine systematische Unterschätzung des Baumdichteanteils. Dies liegt wahrscheinlich an der in 2.2.1 beschriebenen Sättigung der Kanäle wegen des dominant auftretenden offenen Bodens und den daraus resultierenden nichtlinearen Effekten bei der unüberwachten Entmischung. Hierdurch wird der Anteil von offenem Boden zulasten von grüner Vegetation überschätzt. Der zu gering ermittelte Vegetationsanteil führt wiederum zu einer Unterschätzung der Baumdichte.

Die frische Brandfläche darstellenden Pixel führen im Mittel zu einer leichten Unterschätzung des Baumbedeckungsgrades. Eine mögliche Erklärung hierfür liefern die älteren Brandflächen. Hier werden vergleichsweise geringe Schattenanteile, zu denen auch die Anteile der verbrannten Fläche gehören (siehe oben) mit Referenzpixeln verschnitten, in denen nur sehr geringe Baumbedeckungsgrade zu verzeichnen sind. Denn da sich diese Brände meist auf Grasland beschränken, ist auch der Baumanteil des Referenzdatensatz über die entsprechenden Pixel eher gering. Höhere Anteile von Schatten, wie sie bei frischen Brandflächen verzeichnet werden, führen damit im Transformationsmodell zu einer geringeren Baumbedeckung.

Auch auf der älteren Brandfläche wird der errechnete Baumdichteanteil stark unterschätzt, was auf die Art der Transferfunktion zurückzuführen ist. Dabei werden unabhängig voneinander Baumbedeckungsgrade von verschiedenen Endmemberanteilen ermittelt. Ein geringer Anteil von grüner Vegetation führt hier zu einem geringen Baumbedeckungsanteil. Wegen des oben beschriebenen systematischen Fehlers, dass grüne Vegetation auch in anderen Landbedeckungsklassen als Bäumen vorkommt, sinkt in (5.2) der gesuchte Skalierungsfaktor zwischen dem Endmemberund Oberflächenanteil. Da diese alternativen, Vegetation beinhaltenden Bedeckungsklassen verbrannt und meist noch nicht wieder nachgewachsen sind, verringert sich in diesen Regionen der Anteil der grünen Vegetation und damit entsprechend die errechnete Baumdichte.

Der gesamte Datensatz besteht zu einem Großteil aus verbrannten Flächen und aus Ackerland. Für die Berechnung der Verteilungsparameter des gesamten Differenzbildes zwischen errechneten und Referenzwerten wurden 10000 Pixel zufällig ausgewählt. Wegen der unterschiedlichen Ausdehnung der verschiedenen Klassen ist auch hier eine Unterschätzung der Baumbedeckungsgrade zu verzeichnen.

Der Vergleich der Differenzen zwischen den errechneten Baumbedeckungsgraden und den Referenzdaten (Abbildung 5.17) zeigt, dass verschiedene Zeitpunkte im Jahr zu unterschiedlichen Genauigkeiten führen. Als optimaler Zeitpunkt hat sich in den semiariden Regionen Westafrikas das Ende der Trockenzeit erwiesen.

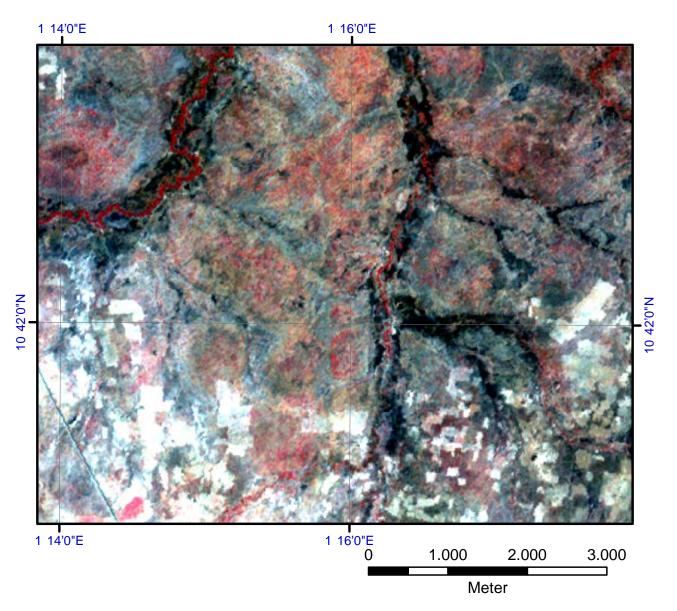


Abbildung 5.19: Ausschnitt des Nationalparks Pendjari / Benin zum Ende der Trockenzeit. Falschfarbendarstellung eines ASTER-Datensatzes (nahes Infrarot, Rot, Grün).

5.5.2 Räumliche Übertragbarkeit

Westafrika

Für eine Untersuchung der Übertragungsmöglichkeiten des Modells in andere Regionen wurde hier zunächst ein ASTER-Datensatz der Aufbereitungsstufe Level-1B verwendet, welcher den südlichen Teil des Nationalparks Pendjari / Benin beschreibt (Abbildung 5.19). Der Aufnahmezeitpunkt war am 26. Februar 2008 und lag damit am Ende der Trockenzeit. Allerdings sind in diesem Beispiel kaum die Spektren von verbrannten Flächen auszumachen, welche den Nationalpark Bontioli / Burkina Faso zu dieser Jahreszeit prägen (Abbildung 5.14). Stattdessen deuten

die hohen nahen infraroten Reflektionswerte in den nördlichen Regionen zwischen den beiden Galeriewäldern auf einen hohen Anteil von noch photosynthese– aktiver Vegetation hin. Im südlichen Bereich schließen sich an den Nationalpark landwirtschaftlich genutzte Flächen an, welche durch hohe Reflektionswerte charakterisiert werden.

Wie bereits im in Abschnitt 5.3.1 verwendeten Datensatz können auch hier über 99 % der Informationen von sechs unabhängigen Kanälen dargestellt werden. Wegen der daraus resultierenden Beschränkung der Freiheitsgrade wurde deshalb auch in diesem Beispiel trotz der Verfügbarkeit von 14 Kanälen auf die Berechnung von Unterräumen mit mehr als fünf Dimensionen verzichtet.

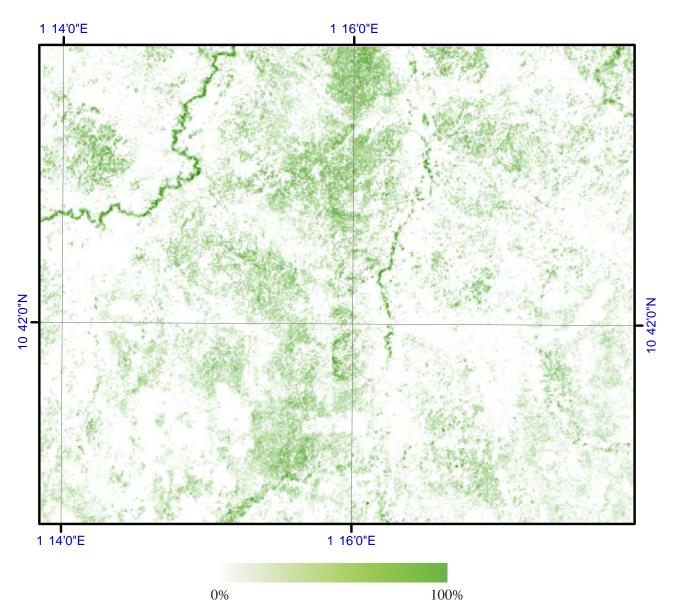


Abbildung 5.20: Modellierung des Baumbestandes im Nationalpark Pendjari / Benin aus einem ASTER-Datensatz.

Die detektierten Spektren konnten wie in den vorherigen Beispielen offenem Boden, Schatten, trockener und grüner Vegetation zugeordnet werden. Der errechnete Anteil von Schatten und die wie in Abschnitt 5.4.1 beschrieben errechnete Baumdichte aus einem höchstauflösenden IKONOS–Referenzdatensatz weisen einen Korrelationskoeffizienten von nur $\rho=0,62$ zueinander auf. Aus diesem Grund wurde hier, wie auch in Abschnitt 5.4.1 auf den Bodenanteil ausgewichen. Das Ergebnis der Transferfunktion ist in Abbildung 5.21a dargestellt. Die dafür ermittelte Transferfunktion lautet

$$a_t = \min\{1, 12 \cdot a_{qv}; 1, 16 - 1, 23 \cdot a_{bs}\}.$$
 (5.3)

Die Parameter der Transferfunktion des in Abschnitt 5.4.1 aufgezeigten Datensatzes sind mit den hier ermittelten Werten vergleichbar.

$$a_t = \min\{1, 14 \cdot a_{gv}; 1, 1 - 1, 25 \cdot a_{bs}\}$$
 (5.1)

Auch wenn die Genauigkeiten der Endmemberanteile mangels geeigneter Referenzdaten nicht überprüft werden können, zeigt sich, dass sich die Baumdichten aus ähnlichen Endmemberanteilen zusammensetzen. Dieser Fakt zeugt von einer gewissen Reproduzierbarkeit durch das Modell.

Es ist hier allerdings erkennbar, dass wegen des hohen Anteils von grüner Vegetation in den Regionen zwischen den Galeriewäldern die Baumdichte über diese Teile des Datensatzes im Verhältnis zum

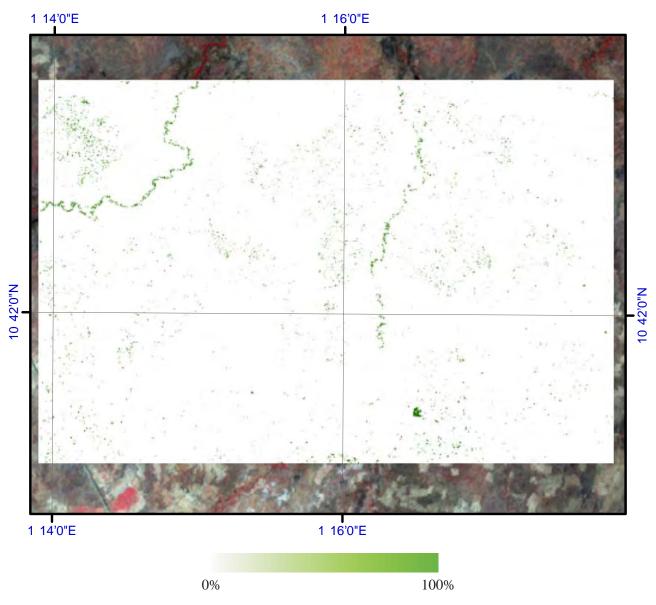


Abbildung 5.21: Aus einem IKONOS-Referenzbild ermittelter Baumanteil im Nationalpark Pendjari / Benin.

IKONOS–Referenzbild (Abbildung 5.21b) stark überschätzt wird. Die entlang der Galeriewälder gefundenen Baumdichten sind dagegen über weite Strecken gut ausgeprägt.

Südafrika

Für die Untersuchung einer Übertragbarkeit in den südafrikanischen Raum wurde der Ausschnitt eines Level-2B05-ASTER-Datensatzes verwendet (Abbildung 5.22). Das Untersuchungsgebiet überspannt einen Teil der Farm "Erichsfelde" im Norden Namibias. Aufnahmezeitpunkt war der 5. Juni 2001, der Datensatz fällt damit in die Trockenzeit. Regionen bestehend aus ausgedehnter grüner Vegetation be-

schränken sich in diesem Ausschnitt hauptsächlich auf die westlichen Gebiete, deren rote Bereiche hohen Reflektionswerten im nahen Infrarot entsprechen. Die dunklen Bereiche im Zentrum des Bildausschnittes stellen bereits vertrocknete Vegetation dar. Diese sind von verschiedenen Sandstraßen durchzogen, welche hier den hellen Linien entsprechen.

Die Ergebnisse der unüberwachten spektralen Entmischung sind in Abbildung 5.23 dargestellt. Zunächst ist daran die Dominanz der trockenen Vegetation ersichtlich. Die Region des Bildausschnittes zeichnet sich durch eine geringere Niederschlagsmenge aus als das westafrikanische Untersuchungsgebiet (Abschnitt 5.1.2), weshalb der Anteil von trockener Vegetation entsprechend steigt. Höhere Anteile grüner Vegetati-

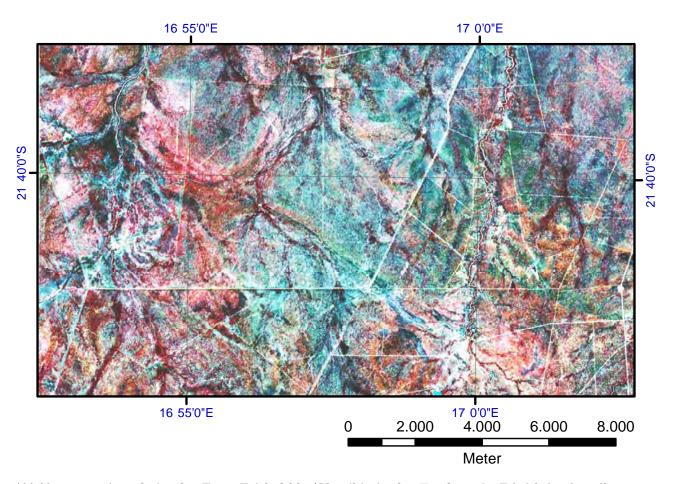


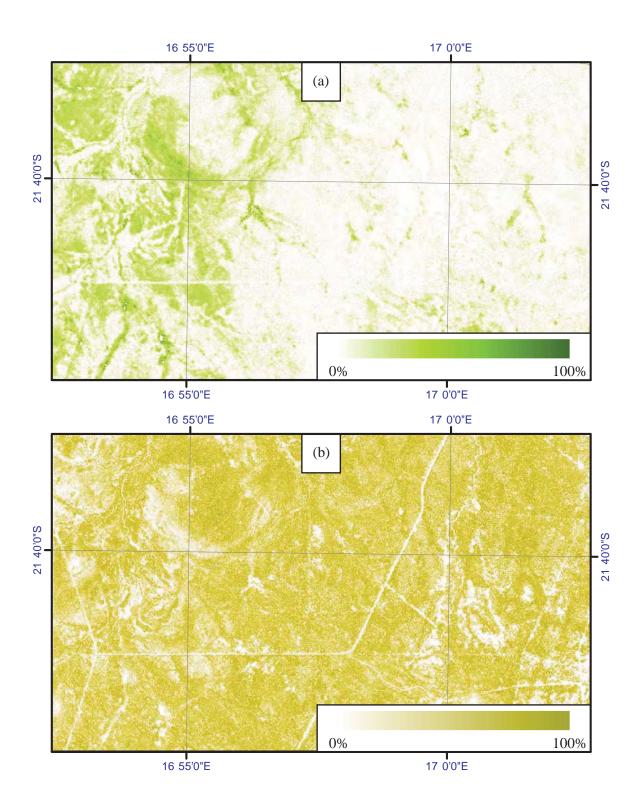
Abbildung 5.22: Ausschnitt der Farm Erichsfelde / Namibia in der Trockenzeit. Falschfarbendarstellung eines ASTER-Datensatzes (nahes Infrarot, Rot, Grün).

on sind vornehmlich im westlichen Teil des Ausschnittes in der Nähe von Flussläufen auszumachen. Auch offener Boden ist hier flächendeckend in hohen Anteilen vorhanden. Allerdings sinken sie in den zusammenhängenden Bereichen im westlichen Teil des Bildausschnittes, in welchem die grüne Vegetation dominant ist. Dies zeugt von verschiedenen Stufen des Vertrocknens von Pflanzen im hier gezeigten Ausschnitt. Im Westen der Abbildung 5.22, welcher durch den Flusslauf des Omuramba geprägt wird, ist eine flächendeckende grüne Vegetationsdecke zwar bereits teilweise vertrocknet, offener Boden scheint aber bisher nur in geringem Maße durch die Pflanzendecke. Dagegen ist das Absterben der Pflanzen im Zentrum des Bildausschnittes viel weiter fortgeschritten. So sind hier die Pflanzen – mit Ausnahme von immergrünen Büschen und Bäumen – bereits zu einem Großteil verdorrt. Auch offener Boden kommt deshalb zum Vorschein. Schatten nimmt in diesem Beispiel nur einen kleinen Anteil der Endmemberzusammensetzung ein. Er zeichnet hier sehr gut die Strukturen von vorhandenen Bäumen nach. Besonders im Osten des Datensatzes sind

damit die punktförmigen Strukturen von einzeln stehenden Bäumen zu erkennen.

Für die Berechnung der Baumdichte aus den wird Endmemberanteilen hier ein IKONOS- $M\ddot{a}rz$ 2008 Referenzdatensatz vom verwendet. Für das Transfermodell wurde auf die Verwendung der Anteile des offenen Bodens verzichtet, da dessen Korrelation zu der Baumdichte des Referenzdatensatzes sehr gering ist. Dies liegt wahrscheinlich an dem Vorhandensein der trockenen Vegetation, welche den Boden wie beschrieben in unterschiedlichem Maße überdeckt.

Das Ergebnis der Baumdichteabschätzung aus den Endmemberanteilen von Schatten und grüner Vegetation ist in Abbildung 5.24 dargestellt. Der Vergleich mit dem Referenzdatensatz zeigt hier eine nahezu flächendeckende Unterschätzung der Baumdichte um bis zu 25 % Bedeckungsgrad. Das kann daran liegen, dass hier im Westen des untersuchten Datensatzes ein relativ hoher Anteil von grüner Vegetation (Abbildung 5.23a) im *Datasnooping*–Ansatz mit eher ge-



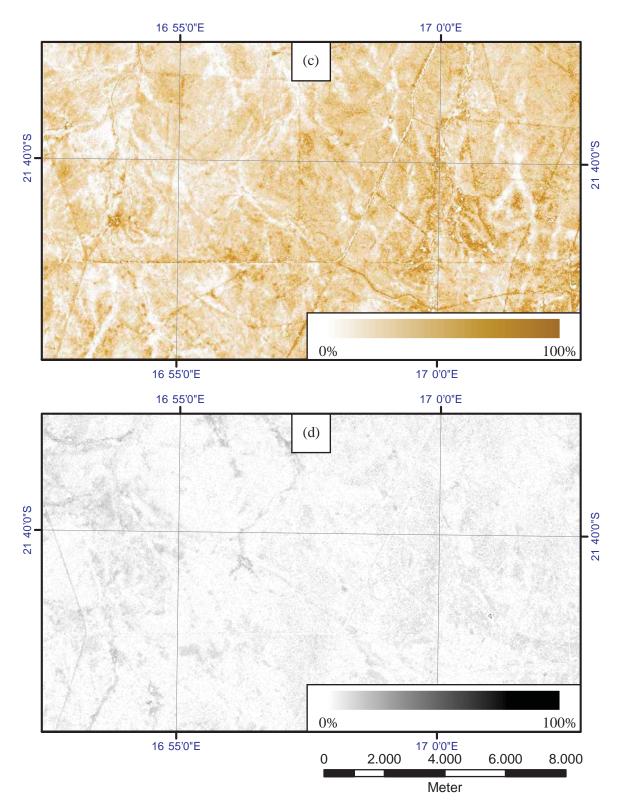


Abbildung 5.23: **Endmemberanteile der Farm Erichsfelde / Namibia in der Trockenzeit.** a: photosynthese–aktive Vegetation; b: trockene Vegetation; c: offener Boden; d: Schatten.

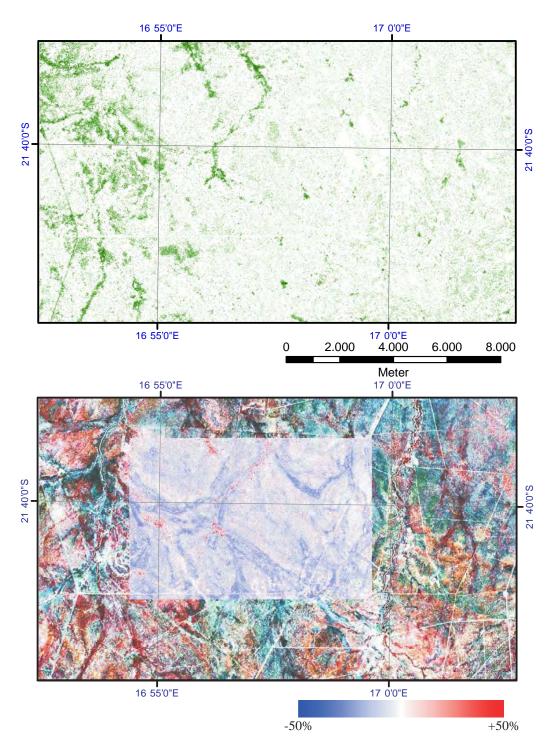


Abbildung 5.24: **Baumdichteabschätzung der Farm Erichsfelde / Namibia.** Oben: Ergebnis des Transfermodells basierend auf den Anteilen von grüner Vegetation und Schatten; Unten Vergleich mit Baumdichte aus einem IKONOS-Referenzdatensatz.

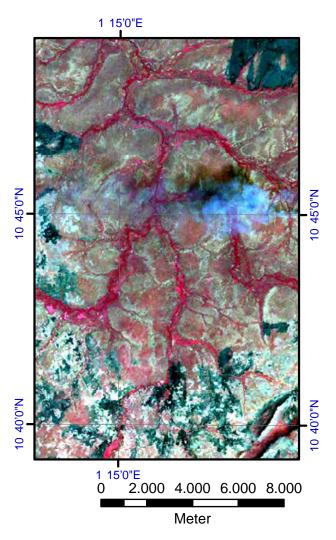


Abbildung 5.25: **Ausschnitt eines ETM**+-**Datensatzes des Nationalparks Pendjari/Benin.**Falschfarbendarstellung (nahes Infrarot, Rot, Grün) des südlichen Nationalparks.

ringen Baumbedeckungsgraden aus dem Referenzbild verschnitten werden. Wegen der großen Azahl der entsprechenden Pixel werden sie nicht als Ausreißer erkannt. Damit eignet sich der Anteil von grüner Vegetation in diesem Beispiel nicht ohne Weiteres zur Berechnung von Baumdichteabschätzungen.

5.5.3 Verschiedene Plattformen

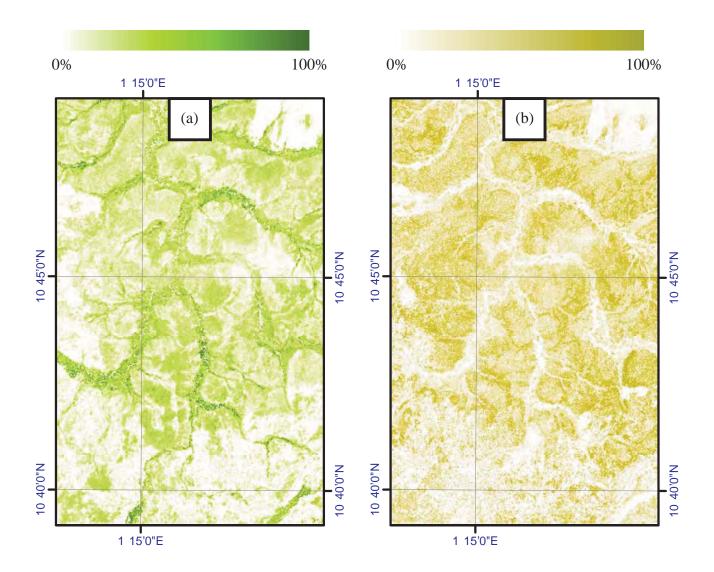
Eine mögliche Übertragbarkeit des Modells auf andere Sensorsysteme wurde hier anhand eines ETM+– Datensatzes (Abschnitt 5.2.2) vom Nationalpark Pendjari / Benin untersucht (Abbildung 5.25), welcher vorher atmosphärenkorrigiert wurde. Eine von einem Brand außerhalb des Bildausschnittes verursachte Rauchwolke entlang des Breitengrades um $10^{\circ}45'\,N$

konnte damit aber nicht herausgerechnet werden. Der Aufnahmezeitpunkt war am 4. Dezember 2000. Auch abseits der Galeriewälder, welche in Abbildung 5.25 wegen der starken Reflektion im nahen Infrarot durch einen dominanten roten Farbton charakterisiert werden, findet sich über weite Bereiche der Grasflächen noch photosynthese-aktive Vegetation. Der südliche Bereich des hier gezeigten Ausschnittes entspricht dem des ASTER-Datensatzes in Abbildung 5.19. Er besteht hauptsächlich aus landwirtschaftlicher Nutzfläche. Die Bereiche dunkler Reflektion zeigen, dass es im Bildausschnitt trotz des relativ frühen Zeitpunktes in der Trockenzeit auf einigen Flächen bereits gebrannt hat.

Verwendet wurden für das Modell die sechs Kanäle der geometrischen Auflösung von 30 m. Laut Hauptkomponentenanalyse kann dieser Datensatz, welcher sich nicht nur auf den hier abgebildeten Ausschnitt beschränkt, zu 99 % von vier voneinander unabhängigen Kanälen beschrieben werden. Damit nimmt die Anzahl der Freiheitsgrade gegenüber einem ASTER—Datensatz stark ab, was sich auch auf die Genauigkeit des Modells auswirkt. Es wurde hier deshalb auf die Modellierung von mehr als vier Endmembern pro Pixelnachbarschaft verzichtet.

Wie schon bei der Berechnung von Endmemberspektren aus dem ASTER-Datensatz in Abbildung 5.14 können auch hier die Parameter der Unterraumklassifikation (Abschnitt 3.1.6) manuell insoweit variiert werden, dass sichtbare Flussläufe und verbrannte Flächen besser von verschiedenen Unterraumklassen beschrieben werden. Allerdings werden auch hier noch viele verbrannte Regionen und Schattenanteile fälschlicherweise als Wasser klassifiziert, weshalb auf diese Aufsplittung verzichtet wurde.

Es wurden dieselben Endmembertypen detektiert und deren Anteile quantifiziert, welche auch in den ASTER-Datensätzen bestimmt werden konnten (Abbildung 5.26). Wie auch schon in Abschnitt 5.3.1 in Abbildung 5.4 zeigt sich hier, dass die westafrikanische Flora zu diesem Zeitpunkt noch durchgehend von photosynthese-aktiver Vegetation dominiert wird (siehe Abschnitt 5.1.1). Im Bereich des Nationalparks konnte das Modell kaum Bodenanteile detektieren. Auch der berechnete Anteil von Schatten ist über diese Region eher homogen und entspricht mehr der Struktur des Graslandes als der der Galeriewälder.



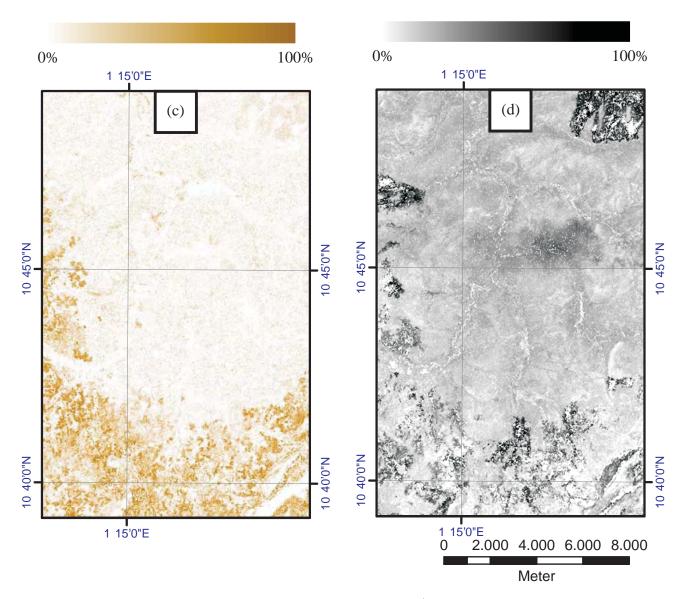


Abbildung 5.26: Endmemberanteile im Nationalpark Pendjari / Benin aus einem ETM+-Datensatz. a: photosynthese-aktive Vegetation; b: trockene Vegetation; c: offener Boden; d: Schatten.

5.6 Fazit 92

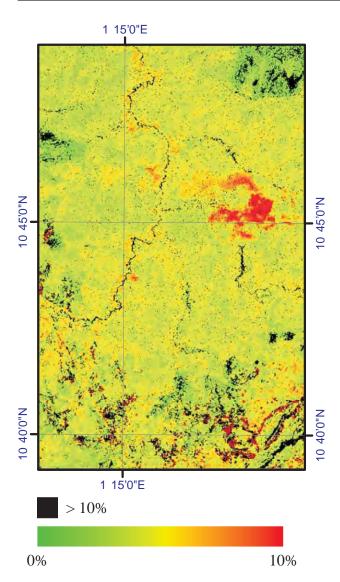


Abbildung 5.27: Residuen des MESMA–Ansatzes eines ETM+–Datensatzes des Nationalparks Pendjari / Benin.

In Abbildung 5.27 sind die Residuen des MESMA-Ansatzes mit den hier gewonnenen Endmemberspektren dargestellt. Dabei sind Werte von über 10 % Reflektanz der Übersicht wegen ausgeblendet. Erkennbar sind hier zunächst die hohen Residuen im Bereich der Rauchwolke (Abbildung 5.25). Das lässt darauf schließen, dass die Unterräume der entsprechenden Nachbarschaftsfenster nicht als bestanpassende Unterräume an eine Segmentklasse (Abschnitt 3.1.6) in Frage kommen. Dies liegt daran, dass die Rauchentwicklung nur einen kleinen Teil des untersuchten Datensatzes beeinträchtigt. Die Bereiche verbrannter Fläche im Nordosten und Süden zeichnen sich durch sehr hohe Residuen aus, sodass sie ausmaskiert wurden. Dies kann insofern gedeutet werden, dass die Genauigkeit des ermittelten Spektrums des Endmembers "Schatten" eher gering ist. So lassen sich zum Einen die hohen Residuen im MESMA-Ansatz und zum Anderen die homogen errechnete Struktur der Schattenanteile im Nationalpark, welche sich nicht dem Gelände anpasst, erklären.

Eine mögliche Erklärung der Ungenauigkeit des Schattenspektrums ist in der geometrischen Auflösung des Datensatzes in Kombination mit sehr einheitlichen Segmenten zu sehen. Bei ähnlichen Endmemberanteilen der Pixel eines Nachbarschaftsfensters sinkt die Robustheit der Berechnung eines bestanpassenden Unterraumes und damit der Berechnung der gesuchten Schnittpunkte. Die im Vergleich zu einem ASTER-Datensatz geringere geometrische Auflösung wirkt hier zudem wie ein Tiefpassfilter, welcher einer Mittelung des Einflusses von kleinen Oberflächenstrukturen wie vereinzelten jungen Pflanzen auf die Pixelspektren gleichkommt. So ist die Struktur der errechneten Schattenanteile im Bereich des Nationalparks weit weniger ausgeprägt als beispielsweise beim in Abschnitt 5.3.1 entmischten ASTER-Datensatz, welcher ungefähr zur selben Jahreszeit aufgenommen wurde (Abbildung 5.4).

5.6 Fazit

Wie hier gezeigt wurde, ist das vorgestellte Modell zumindest in den untersuchten Datensätzen aus semiariden Gebieten in der Lage, Endmemberspektren zu quantifizieren. In Abbildung 5.6 wird dargestellt, dass es die Pixelspektren der Untersuchungsräume unter bestimmten Voraussetzungen besser modellieren kann als herkömmliche Modelle. Entscheidend hierbei ist, dass die Regionen mit dominanter Bodenreflektion nicht überhand nehmen, damit die aus den entsprechenden Pixelnachbarschaften errechneten Unterräume bei der anschließenden Isodata-Klassifikation nicht als eigenständige Unterräume interpretiert werden. Nur so besteht die Möglichkeit, dass sie nicht berücksichtigt werden, wenn die an einzelne Segmentklassen bestanpassenden Unterräume extrahiert werden (Abschnitt 3.1.6).

Gleichzeitig wird für eine genaue Berechnung der Endmemberspektren eine möglichst heterogene Verteilung ihrer Anteile benötigt: zum Einen innerhalb einer Pixelnachbarschaft, um eine stabile Berechnung des entsprechenden Unterraumes zu gewährleisten, zum 5.6 Fazit 93

Anderen innerhalb einer Segmentklasse, um aus den verfügbaren Unterräumen denjenigen zu verwenden, auf welchen das Signalrauschen den geringsten Einfluss hat. Wie bereits in Abschnitt 4.4 gezeigt, ändert sich der Einfluss des Signalrauschen auf die zu berechnenden Endmemberspektren mit ihrer Entfernung zu den mittleren Pixelspektren, an die sich der jeweilige Unterraum anpasst. Besteht eine Segmentklasse, innerhalb der alle Pixel aus derselben Endmemberkombination zusammengesetzt sind, aus möglichst heterogenen Anteilen, kann so ein Unterraum extrahiert werden, der sich im Mittel besonders gut an alle entsprechenden Endmemberspektren anpasst.

Ist die Verteilung der Endmemberanteile dagegen nicht heterogen, so besteht die Möglichkeit, dass einzelne Pixelspektren nicht berücksichtigt werden können. Wie in Abbildung 5.9b zu sehen ist, passt sich der extrahierte Unterraum der Segmentklasse des Flusslaufes an den Großteil der entsprechenden Pixel an. Ein Teil dieser Segmentklasse, die schattige Region im Nordwesten, wird dabei allerdings nicht berücksichtigt. Der verwendete Unterraum passt sich also nicht optimal an alle Pixel des Segmentes an, sondern nur an diejenigen mit bestimmten Endmemberanteilen. Damit nimmt auch die Genauigkeit einiger daraus errechneter Endmemberspektren proportional zu deren Entfernung zu den Endmemberspektren im Merkmalsraum ab. Dagegen können die Endmemberspektren mit größerer Nähe zu den Pixelspektren genauer bestimmt werden. In der Nachbereitung besteht dann eine höhere Wahrscheinlichkeit, dass diese Schnittpunkte verschiedener Unterräume nicht wegen ihrer relativen oder absoluten Position im Merkmalsraum verworfen werden.

Ist aber die schattige Region im Nordwesten der Abbildung 5.9a groß genug, wird sie also von genügend Nachbarschaftsfenstern abgedeckt, besteht die Möglichkeit, dass deren Unterräume im anschließenden Isodata-Algorithmus als eigenständige Klasse interpretiert wird (Abbildung 5.10). Das Ergebnis ist in dem Fall ein weiterer Unterraum, welcher zur Berechnung der finalen Schnittpunkte herangezogen wird. Mit jedem überzähligen Unterraum steigt zwar die Wahrscheinlichkeit, dass Schnittpunkte irrtümlich als Endmemberspektren interpretiert werden. Allerdings können so eventuell einzelne Schnittpunkte wie oben beschrieben genauer bestimmt werden, als wenn die entsprechenden Unterräume in der Isodata-

Klassifikation einer anderen Unterraumklasse zugeordnet und bei der anschließenden Extraktion des bestanpassenden Unterraumes nicht berücksichtigt würden.

Fazit und weiterführende Forschungsfelder

In dieser Arbeit wurde ein neues Modell der unüberwachten spektralen Entmischung vorgestellt. Die Untersuchungen anhand eines synthetischen Datensatzes (Abschnitt 4.5) haben die hohe Genauigkeit des Verfahrens aufgezeigt. Anhand verschiedener Untersuchungsgebiete wurde zudem dessen Reproduzierbarkeit belegt, indem ähnliche Transfermodelle zu nachprüfbaren Anteilen physikalisch trennbarer Oberflächentypen ermittelt werden konnten. Es hat sich gezeigt, dass dieses Verfahren in semiariden Regionen besser als herkömmliche Methoden in der Lage ist, Endmemberspektren aus optischen Satellitendatensätzen mittlerer geometrischer Auflösung zu extrahieren.

Kern des unüberwachten Entmischungsmodells bilden zwei neue Ansätze: zum Einen die Berechnung der bestanpassenden Unterräume aus einer Pixelnachbarschaft anstatt der direkten Suche nach Spektren reiner Pixel, zum Anderen die Analyse über die korrekte Anzahl von Endmembern innerhalb dieser Pixelnachbarschaft.

Bestanpassende Unterräume

Es wurde gezeigt, dass die Genauigkeiten der Berechnung von bestanpassenden Unterräumen und damit von Endmemberspektren von mehreren äußeren Einflüssen abhängen. Wie in Abschnitt 4.4 dargelegt wurde, führt beispielsweise das Signalrauschen zu unterschiedlichen Genauigkeiten in der Berechnung der Endmemberspektren, abhängig von deren Entfernung zur Punktwolke des Nachbarschaftsfensters im Merkmalsraum. So besteht die Möglichkeit, die Ergebnisse durch ein gezieltes Design der Nachbarschaftsfenster oder durch eine Modifizierung der Parameter zur Segmentklassifikation weiter zu optimieren. Auch könn-

te durch eine Modifizierung der Parameter der Isodata-Klassifikation der gesammelten Unterräume einer
Segmentklasse die Möglichkeit bestehen, Oberflächentypen geringer geographischer Ausdehnung wie zum
Beispiel die Galeriewälder in Abbildung 5.10a besser
zu berücksichtigen und ihre Unterräume in die Schnittpunktberechnung eingehen zu lassen. Die Verwendung
einer überwachten Klassifikation der Unterraumsegmente könnte helfen, die Pixelnachbarschaften besser
an die Grenzen zwischen Landbedeckungstypen anzupassen. In dem Fall wäre aber der Vorteil einer Automatisierbarkeit des Modells nicht mehr gegeben, da
dieses Verfahren nicht mehr vollständig unüberwacht
ablaufen könnte.

Eine vorherige Atmosphärenkorrektur der hier verwendeten Datensätze hat zunächst keinen sichtbaren Einfluss auf die Genauigkeit des hier gezeigten Entmischungsmodells, da es sich dabei ausschließlich um lineare Reskalierungen der Datensätze handelt (Abschnitt 2.1), welche den linearen Charakter der Beobachtungsgleichungen nicht beeinflusst. Allerdings kann die daraus resultierende Scherung der bestanpassenden Unterräume zu einer Beeinflussung der Genauigkeit der Schnittpunktberechnung führen. Auch wenn hier in ersten Beobachtungen keine erkennbare Beeinflussung aufgedeckt werden konnte, können nähere Angaben zu diesem Thema erst nach weitergehenden Untersuchungen gemacht werden. Auch sind im vorliegenden Modell mangels zur Verfügung stehender Informationen eventuell unterschiedliche Genauigkeiten der Reskalierungsparameter nicht in das stochastische Modell der Ausgleichung eingegangen.

Im hier gezeigten Verfahren wurden keine nichtlinearen Effekte auf das im Sensor einfallende Licht, wie sie zum Beispiel durch Sättigung, multiple Streuung oder eine grobe geometrische Auflösung entstehen, berücksichtigt. Ob ein zusätzliches Einbinden der gängigsten nichtlinearen Entmischungsmodelle in das Verfahren eine signifikante Verbesserung der Ergebnisse zur Folge hat, kann erst nach eingehender Forschung beantwortet werden.

Alle herkömmlichen Methoden, Endmemberspektren unüberwacht aus einem Bilddatensatz zu extrahieren, unterliegen der Restriktion, dass diese Endmember im Merkmalsraum auf dem konvexen Polygon um die Punktwolke der Pixelspektren liegen. Im hier beschriebenen Modell werden die Schnittpunkte der Unterräume in Anlehnung an diese Annahme so aussortiert, dass die ermittelten Endmemberspektren auch in der Nähe des Randes liegen. Diese Beschränkung ist in der beschriebenen unüberwachten Entmischung aber nicht mehr zwingend, da theoretisch auch alle Schnittpunkte von Unterräumen innerhalb der Punktwolke als mögliches Endmember in Betracht kommen können. Für eine Aussage, wie gut korrekt als Endmember klassifizierte Schnittpunkte innerhalb der Punktwolke von falschen getrennt werden können, ist weitere eingehende Forschung nötig. Auch müssen im anschließenden MESMA-Ansatz neue Wege gefunden werden, dass Modell insoweit zu modifizieren, dass lineare Abhängigkeiten der verschiedenen Endmemberspektren vermieden werden.

Optimale Anzahl der Endmember

In dem hier vorgestellten Ansatz wurde die optimale Anzahl der Endmember durch die Berechnung der Determinante der Normalgleichungsmatrix bestimmt. Im aufgezeigten Beispiel der synthetischen Landschaft hat sich diese Methode als erfolgreich herausgestellt (Abschnitt 4.5). Diese Methode gibt allerdings keinen Aufschluss darüber, ob in das Ausgleichungsmodell zu wenig Endmember eingehen. Hier können Alternativmethoden eventuell erfolgversprechender sein. Eine Untersuchung der Verteilung der Residuen in Hinblick auf Normalverteilung war zunächst nicht erfolgversprechend. Eine Hauptkomponentenanalyse der Pixel eines Nachbarschaftsfensters, welche nach demselben Grundprinzip arbeitet wie die Bestimmung des bestanpassenden Unterraumes, könnte dagegen die gewünschten statistischen Maße liefern. Ob durch eine Berechnung des Informationsgehaltes aus den Eigenwerten der verschiedenen Kanäle der Hauptkomponentenanalyse Aussagen über die optimale Anzahl von Endmembern gemacht werden können, bleibt zu untersuchen. Erste Tests hierzu zeigten bereits vielversprechende Korrelationen zwischen den Schlussfolgerungen einer Hauptkomponentenanalyse und den anhand des hier beschriebenen Verfahrens ermittelten Endmemberanzahlen.

Alternative Anwendungsmöglichkeiten

Das vorliegende Modell basiert auf dem Prinzip, dass die Koordinaten mehrerer Punkte im mehrdimensionalen Merkmalsraum in konsistente Grundbestandteile zerlegt werden können. Neben der spektralen Entmischung lässt sich dieses Verfahren auch auf die temporale Entmischung (Abschnitt 2.2.1) adaptieren. Offensichtliche Probleme treten hier beispielsweise durch inkonsistente Endmember auf, deren Jahresverlauf durch externe Einflüsse geprägt ist. Auch besteht hier die Gefahr, dass die Anteile einzelner Endmember innerhalb des Untersuchungszeitraumes variieren. Es erfordert weitere Untersuchungen, um den Einfluss dieser und anderer Fehlerquellen zu quantifizieren und Strategien zu entwickeln, diesem zu begegnen.

Bisher wurde dieses Modell auf multispektrale Satellitendatensätze mittlerer geometrischer Auflösung angewendet. Als Ergebnis konnten regelmäßig vier verschiedene Endmemberspektren detektiert werden. Eine Untersuchung, welchen Einfluss jeweils die spektrale und die geometrische Auflösung auf die Auflösung der gefundenen Endmemberspektren haben, steht hier noch aus. Eine solche Untersuchung kann beispielsweise durch eine Analyse von multispektralen RapidEye-Daten erfolgen, welche aus fünf Kanälen bestehen und eine Pixelgröße von $5 \times 5 \,\mathrm{m}$ aufweisen. Diese können mit den Ergebnissen von Hyperspektralbefliegungen gleicher geometrischer Auflösung verglichen werden. Denkbar ist auch ein Vergleich basierend auf den hier beschriebenen ASTER-Daten und hyperspektralen EnMAP-Aufnahmen, welche durch 200 Kanäle mit einer geometrischen Auflösung von 30 m charakterisiert sind. Der Start dieses Sensors ist derzeit für 2013 vorgesehen.

Transfermodell

In dieser Arbeit wurde ein rudimentäres Transfermodell zur Berechnung von Baumdichten aus verschiedenen Endmemberanteilen entworfen, welches sich am von Hall u.a. (1995) entwickelten Ansatz orientiert. Der Grad des Erfolgs dieses Modells ist stark abhängig vom gewählten Aufnahmezeitpunkt. Aber selbst bei der Verwendung optimaler Zeitschnitte treten starke Schwankungen der errechneten Werte von den Referenzdaten auf. Dies mag daran liegen, dass sich Bäume nicht aus konstant gleichen Endmemberanteilen zusammensetzen. Die Tatsache, dass die errechneten Parameter des Modells über verschiedene Datensätze unterschiedlicher Untersuchungsgebiete nur gering voneinander abweichen, zeugt dagegen von einer hohen Reproduzierbarkeit. Das ist wiederum ein Indiz für die hohe Genauigkeit der Eingangsdaten, also der Endmemberanteile.

Das hier erarbeitete Transfermodell bedarf dagegen weiterer Modifikationen, um den Schwankungsbereich der Endmemberanteile verschiedener Bäume zu berücksichtigen. Dies könnte beispielsweise in einem iterativen Verfahren erfolgen, in dem zunächst die Anteile anderer Landbedeckungen im Pixel berechnet werden, bei denen die Endmemberanteile, aus denen sie bestehen, stabiler sind. So kann eventuell ein Teil des Endmemberanteils von grüner Vegetation bereits im Vorfeld anderen Oberflächen zugeordnet werden, sodass er nicht mehr in die Berechnung der Baumdichte eingeht. Aussagen über die Realisierbarkeit und das Potential dieses Ansatzes sind erst nach eingehenden Untersuchungen möglich.

Fazit

Es hat sich gezeigt, dass das hier vorgestellte Modell in semiariden Regionen ein großes Potential zur Bestimmung von Endmemberanteilen aufweist. Durch seine Unabhängigkeit von Spektralbibliotheken kann dieses Modell zudem automatisiert eingesetzt werden. Damit bildet es eine äußerst interessante Alternative zu den herkömmlichen Verfahren, welche zudem in den Untersuchungsregionen anfälliger auf äußere Störfaktoren wie Signalsättigung oder ungünstige atmosphärische Bedingungen sind.

A

Ausgleichungsmodell vermittelnder Beobachtungen

Eine Ausgleichung stellt eine statistisch optimale Schätzung unter gleichzeitiger Verwendung aller Beobachtungen dar. Sie basiert auf der Methode der kleinsten Quadrate, welche von Carl Friedrich Gauß entwickelt wurde. Andrey Andreyevich Markov begründete die Fehlerminimierung vermittelnder Beobachtungen später wahrscheinlichkeitstheoretisch. In diesem Modell werden sowohl Beobachtungen als auch Unbekannten Ungenauigkeiten zugestanden.

 \mathbf{L}

Beobachtungsvektor

genäherte Unbekannte X_0

genäherte Beobachtungen $\mathbf{L_0} = \varphi \left(\mathbf{X_0} \right)$

gekürzter Beobachtungsvektor $\mathbf{l} = \mathbf{L} - \mathbf{L_0}$

Designmatrix $\mathbf{A} = \left(\frac{\partial \varphi(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}}\right)_0$

stochastisches Modell

Kovarianz
matrix der Beobachtungen Σ_{LL}

Kofaktormatrix $\begin{aligned} \mathbf{Q_{LL}} &= \frac{1}{\sigma_0^2} \cdot \mathbf{\Sigma_{LL}} \\ \text{Gewichtsmatrix} & \mathbf{P} &= \mathbf{Q_{LL}}^{-1} \end{aligned}$

Normalgleichungsmatrix $\mathbf{N} = \mathbf{A}^T \cdot \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}$

Absolutgliedvektor $\mathbf{n} = \mathbf{A}^T \cdot \mathbf{P} \cdot \mathbf{l}$

Normalgleichung $\mathbf{N} \cdot \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{n}$

gekürzter Parametervektor $\widehat{\mathbf{x}} = \mathbf{N}^{-1} \cdot \mathbf{n}$

ausgeglichene Unbekannte $\widehat{\mathbf{X}} = \widehat{\mathbf{x}} + \mathbf{X_0}$

integratisfier to verbesserungsgleichung $\mathbf{v} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}$	$\mathbf{v} = \mathbf{A} \cdot \widehat{\mathbf{x}} - \mathbf{l}$	linearisierte Verbesserungsgleichun
---	---	-------------------------------------

ausgeglichene Beobachtungen
$$\widehat{\mathbf{L}} = \mathbf{L} + \mathbf{v}$$

Freiheitsgrade
$$f = n - u + d$$

Anzahl der Beobachtungen n
 Anzahl der Unbekannten u
 Anzahl der Datumsdefekte d

Standardabweichung der Gewichtseinheit
$$s_0 = \sqrt{\frac{\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{P} \cdot \mathbf{v}}{f}}$$

Standardabweichungen der ausgegl. Unbekannten
$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{\widehat{\mathbf{X}}\widehat{\mathbf{X}}} &= \mathbf{N}^{-1} \\ \mathbf{\Sigma}_{\widehat{\mathbf{X}}}\widehat{\mathbf{X}} &= s_0^2 \cdot \mathbf{Q}_{\widehat{\mathbf{X}}\widehat{\mathbf{X}}} \end{aligned}$$

Standardabweichungen der ausgegl. Beobachtungen
$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{\widehat{\mathbf{L}}\widehat{\mathbf{L}}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{Q}_{\widehat{\mathbf{X}}\widehat{\mathbf{X}}} \cdot \mathbf{A}^T \\ \mathbf{\Sigma}_{\widehat{\mathbf{L}}\widehat{\mathbf{L}}} &= s_0^2 \cdot \mathbf{Q}_{\widehat{\mathbf{L}}\widehat{\mathbf{L}}} \end{aligned}$$

Charakteristika verwendeter Sensoren

B.1 ASTER

Kanal	Wellenlänge	radiometrische	räumliche	radiometrische
	$[\mu m]$	Genauigkeit (σ)	Auflösung	Auflösung
	sichtbarer			
	Bereich			
1	0,52-0,60			
2	0,63-0,69	< ±4%	15 m	8 bit
3N	0,78-0,86	≥ ±470	15111	ODIC
3B	0,78-0,86			
	kurzwelliges			
	Infrarot			
4	1,600-1,700			
5	2,145-2,185			
6	2,185-2,225	< ±4%	30 m	8 bit
7	2,235-2,285	≥ ±470	30 111	ODIC
8	2,295-2,365			
9	2,360-2,430			
	thermales			
	Infrarot			
10	8,125-8,475			
11	8,475-8,825	$\leq 3 \mathrm{K} (200 – 240 \mathrm{K})$		
12	8,925-9,275	$\leq 2\mathrm{K}(240270\mathrm{K})$	90 m	12 bit
13	10,25-10,95	$\leq 1 \mathrm{K} (270 – 340 \mathrm{K})$		
14	10,95-11,65	$\leq 3 \mathrm{K} (340 – 370 \mathrm{K})$		

Tabelle B.1: Hauptcharakteristika des ASTER–Sensors (Quelle: ERSDAC 2005, Fujisada u. a. 1998)

B.1 ASTER 100

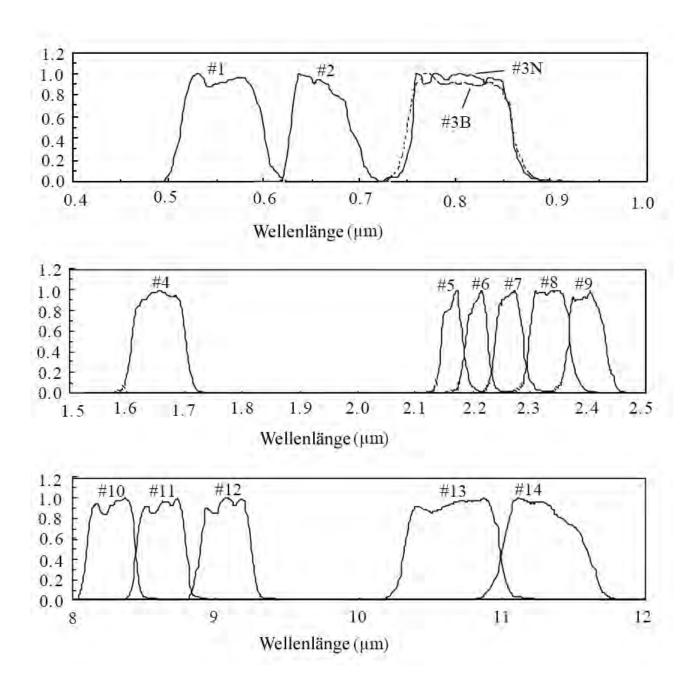


Abbildung B.1: Normierte Sensitivität des ASTER-Sensors abhängig von der Wellenlänge des einfallenden Lichts. (Quelle: verändert nach ERSDAC 2005)

B.1 ASTER

Transformationsparameter des ASTER-Sensors

Eine Berechnung der Strahldichte L aus dem Level-1B–Datensatz des ASTER–Sensors erfolgt wie folgt.

$$L = (DN - 1) \cdot c \tag{B.1}$$

Dabei entspricht DN dem Grauwert des entsprechenden Pixels im gewünschten Kanal und c stellt den Transformationsparameter dar. Letzterer ist in Tabelle B.2 aufgelistet.

Kanal	Transformationskoeffizient in $\left\lceil rac{W}{m^2 \cdot sr \cdot \mu m} ight ceil$				
	hohe Steigung	normale Steigung	geringe Steigung		
1	0,676	1,688	2,25		
2	0,708	1,415	1,89		
3	0,423	0,862	1,15		
4	0,1087	0,2174	0,29		
5	0,0348	0,0696	0,0925		
6	0,0313	0,0625	0,083		
7	0,0299	0,0597	0,0795		
8	0,0209	0,0417	0,0556		
9	0,0159	0,0318	0,0424		
10	_	0,006822	_		
11	_	0,00678	_		
12	_	0,00659	_		
13	_	0,005693			
14	_	0,005225	_		

Tabelle B.2: Transformationsparameter des ASTER–Sensors zur Berechnung der Reflektanz aus den Grauwerten (Quelle: Arai 2009)

$B.2 \quad ETM+$

Kanal	Wellenlänge	radiometrische	räumliche	radiometrische	
	$[\mu m]$	Genauigkeit (σ)	Auflösung	Auflösung	
1	0,45-0,52				
2	0,53-0,61				
3	0,63-0,69	< ±5%	$30\mathrm{m}$	8 bit	
4	0,78-0,90	≥ ±370		8 DIL	
5	1,55-1,75				
7	2,09-2,35				
6	10,4-12,5	$\leq \pm 5\%$	$60\mathrm{m}$	8 bit	
8	0,52-0,90	$\leq \pm 5\%$	$15\mathrm{m}$	8 bit	

Tabelle B.3: Hauptcharakteristika des ETM+-Sensors (Quelle: Landsat Project Science Office 2009)

${\bf Transformations parameter~des~Sensors~ETM} +$

Die Transformationsgleichung von den Grauwerten des ETM+Bilddatensatzes (8 bit) zur Strahldichte L lautet wie folgt.

$$L_{\lambda} = \frac{L_{max,\lambda} - L_{min,\lambda}}{255} DN + L_{min,\lambda} \tag{B.2}$$

Dabei entspricht λ der Nummer des Kanals, DN dem Grauwert und L_{min} beziehungsweise L_{max} den Transformationsparametern. Diese sind in Tabelle B.4 aufgelistet.

	Prozessiert vor dem 01.07.2000			Prozessiert nach dem 01.07.2000				
	gering	ge Steigung	hohe	Steigung	gering	ge Steigung	hohe	Steigung
Kanal λ	L_{min}	L_{max}	L_{min}	L_{max}	L_{min}	L_{max}	L_{min}	L_{max}
1	-6,2	297,5	-6,2	194,3	-6,2	293,7	-6,2	191,6
2	-6,0	303,4	-6,0	202,4	-6,4	300,9	-6,4	196,5
3	-4,5	235,5	-4,5	158,6	-5,0	234,4	-5,0	152,9
4	-4,5	235,0	-4,5	157,5	-5,1	241,1	-5,1	157,4
5	-1,0	47,70	-1,0	31,76	-1,0	47,57	-1,0	31,06
6	0,0	17,04	3,2	12,65	0,0	17,04	3,2	12,65
7	-0,35	16,60	-0,35	10,932	-0,35	16,54	-0,35	10,80
8	-5,0	244,0	-5,0	158,4	-4,7	243,1	-4,7	158,3

Tabelle B.4: Transformationsparameter des Sensors ETM+ (in $\frac{W}{m^2 \cdot sr \cdot \mu m}$) zur Berechnung der Reflektanz aus den Grauwerten (Quelle: Landsat Project Science Office 2009)

Literaturverzeichnis

- [Accioly u. a. 1998] Accioly, L.; Huete, A.R.; Batchily, K.: Using mixture analysis for soil information extraction from an AVIRIS scene at the Walnut Gulch Experimental Watershed Arizona. In: Anais IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Santos, Brasil, 11-18 September 1998, 1998, S. 1335 1344
- [Adams u. a. 1995] Adams, J.B.; Sabold, D.E.; Kapos, V.; Filho, R.A.; Roberts, D.A.; Smith, M.O.; Gillespie, A.R.: Classification of Multispectral Images based on fractions of Endmembers: Application to Land-Cover Change in the Brazilian Amazon. In: Remote Sensing of Environment 52 (1995), S. 137 154
- [Adams u. a. 1986] Adams, J.B.; Smith, M.O.; Johnson, P.: Spectral mixture modelling - A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. In: *Journal of Geophysical Research* 91 (1986), S. 8098 – 8112
- [Albertz 2001] Albertz, J.: Einführung in die Fernerkundung. Wissenschaftliche Buchgesellschaft, 2001
- [Ali 2002] Ali, S.: Use of spectral and temporal unmixing for crop identification using multi-spectral data. Dissertation, International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation, Enschede, Niederlande
- [Anderson 1971] ANDERSON, J.R.: Land use classification schemes used in selected recent geographic applications of remote sensing. In: *Photogrammetric Engineering* 37 (1971), Nr. 4, S. 379 387
- [Anderson u.a. 1972] Anderson, J.R.; Hardy, E.E.; Roach, J.T.: A Land-Use Classification System for Use With Remote Sensor Data. U.S. Geological Survey – Forschungsbericht

- [Arai 2009] ARAI, K.: ASTER radiometric parameters. Saga University, Department of Information Science - http://www.ip.is.saga-u.ac.jp/ ~arai/astvands.pdf
- [Asner und Heidebrecht 2002] ASNER, G.P.; Heidebrecht, K.B.: Spectral unmixing of vegetation, soil and dry carbon cover in arid regions: comparing multispectral and hyperspectral observations. In: *International Journal of Remote Sensing* 23 (2002), Nr. 19, S. 3939 3958
- [Bähr 1984] Bähr, H.-P.: Abschätzung einiger geometrischer Fehlerkomponenten bei der multispektralen Klassifizierung. In: Bildmessung und Luftwesen 52 (1984), Nr. 1, S. 23–29
- [Baldridge u. a. 2009] BALDRIDGE, A.M.; HOOK, S.J.; GROVE, C.I.; RIVERA, G.: The ASTER Spectral Library Version 2.0. In: Remote Sensing of Environment In press (2009)
- [Ball und Hall 1965] Ball, G.H.; Hall, D.J.: Isodata, A Novel Method of Data Analysis and Pattern
 Classification Stanford Research Institute, California Forschungsbericht (NTIS Rep. AD699 616)
- [Ballantine u. a. 2005] BALLANTINE, J.-A.C.; OKIN, G.S.; PRENTISS, D.E.; ROBERTS, D.A.: Mapping North African landforms using continental scale unmixing of MODIS imagery. In: Remote Sensing of Environment 97 (2005), S. 470 – 483
- [Barber u. a. 1996] BARBER, C.B.; DOBKIN, D.P.; HUHDANPAA, H.T.: The Quickhull algorithm for convex hulls. In: ACM Trans. on Mathematical Software 22 (1996), Nr. 4, S. 469–483
- [Ben-Dor u. a. 1997] Ben-Dor, E.; Inbar, Y.; Chen, Y.: The Reflectance Spectra of Organic Matter in the Visible Near-Infrared and Short Wave Infrared Region (400-2500 nm) during a Controlled

- Decomposition Process. In: Remote Sensing of Environment 61 (1997), Nr. 1, S. 1–15
- [Blackburn 1998] Blackburn, G.A.: Quantifying Chlorophylls and Caroteniods at Leaf and Canopy Scales: An Evaluation of Some Hyperspectral Approaches. In: Remote Sensing of Environment 66 (1998), S. 273 – 285
- [Boardman u. a. 1995] BOARDMAN, J.W.; KRUSE, F.A.; GREEN, R.O.: Mapping Target Signatures via Partial Unmixing of AVIRIS Data. In: 95-1, JPL (Hrsg.): Summaries of the Fifth Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, 1995
- [Borel und Gerstl 1994] BOREL, C.C.; GERSTL, S.A.W.: Nonlinear Spectral Mixing Models for Vegetative and Soil Surfaces. In: Remote Sensing of Environment 47 (1994), Nr. 1994, S. 403 – 416
- [Buck u. a. 2003] Buck, P.E.; Sabol, D.E.; Gillespie, A.R.: Sub-pixel artifact detection using remote sensing. In: *Journal of Archaeological Science* 30 (2003), S. 973 989
- [Camacho-De Coca u. a. 2004] CAMACHO-DE COCA, F.; GARCIA-HARO, F.J.; GILABERT, M.A.; MELIA, J.: Vegetation cover seasonal changes assessment from TM imagery in a semi-arid landscape. In: *International Journal of Remote Sensing* 25 (2004), Nr. 17, S. 3451 3476
- [Casals-Carrasco u. a. 2000] CASALS-CARRASCO, P.; Kubo, S.; Madhavan, B.B.: Application of spectral mixture analysis for terrain evaluation studies. In: *International Journal of Remote Sensing* 21 (2000), Nr. 16, S. 3039 – 3055
- [Chabrillat u. a. 2000] CHABRILLAT, S.; PINET, P.C.; CEULENEER, G.; JOHNSON, P.E.; MUSTARD, J.F.: Ronda peridotite massif: methodology for its geological mapping and lithological discrimination from airborne hyperspectral data. In: *International Journal of Remote Sensing* 21 (2000), Nr. 12, S. 2363 2388
- [Clark u. a. 2007] CLARK, R.N.; SWAYZE, G.A.; WISE, R.; LIVO, E.; HOEFEN, T.; KOKALY, R.; SUTLEY, S.J.: USGS digital spectral library splib06a: U.S. Geological Survey, Digital Data Series 231., September 2007

- [Cohen 1960] Cohen, J.: A coefficient of agreement for nominal scales. In: *Educational and Psychologi*cal Measurement 20 (1960), S. 37 – 46
- [Combe u. a. 2006] Combe, J.-P.; Mouélic, S.L.; Sotin, C.; Gendrin, A.; Deit, L.L.; Mustard, J.F.; Bibring, J.-P.; Gondet, B.; Langevin, Y.: Analysis of omega / mars express hyperspectral data using a linear unmixing model: Method and preliminary results. In: Lunar and Planetary Science 27 (2006), S. 1
- [Couteron u. a. 2001] Couteron, P.; Deshayes, M.; Roches, C.: A flexible approach for woody cover assessment from SPOT HRV XS data in semiarid West Africa. Application in northern Burkina Faso. In: *International Journal of Remote Sensing* 22 (2001), Nr. 6, S. 1029 – 1051
- [Curran 1989] Curran, P.J.: Remote Sensing of Foliar Chemistry. In: Remote Sensing of Environment 30 (1989), S. 271–278
- [Curran u. a. 1992] Curran, P.J.; Dungan, J.L.; Macler, B.A.; Plummer, S.E.; Peterson, D.L.: Reflectance Spectroscopy of Fresh Whole Leaves for the Estimation of Chemical Concentration. In: Remote Sensing of Environment 39 (1992), S. 153–166
- [DeFries u. a. 2000] DeFries, R.S.; Hansen, M.C.; Townshend, J.R.G.: Global continuous fields of vegetation characteristics: a linear mixture model applied to multi-year 8 km AVHRR data. In: *International Journal of Remote Sensing* 21 (2000), Nr. 6 & 7, S. 1389 – 1414
- [Elder u. a. 1998] Elder, K.; Rosenthal, W.; Davis, R.E.: Estimating the spatial distribution of snow water equivalence in a montane watershed. In: *Hydrological Processes* 12 (1998), S. 1793 – 1808
- [Elmore u. a. 2000] ELMORE, A. J.; MUSTARD, J.F.; MANNING, S.J.; LOBELL, D.B.: Quantifying Vegetation Change in Semiarid Environments: Precision and Accuracy of Spectral Mixture Analysis and the Normalized Difference Vegetation Index. In: Remote Sensing of Environment 73 (2000), S. 87 – 102
- [ERSDAC 2005] ERSDAC: Earth Remote Sensing Data Analysis Center: ASTER User's Guide Part-I (Ver. 4.0)
- [ESA 2008] ESA: ESA Globcover Project

B.2 ETM+ 105

- [FAO 2006] FAO; BALL, L. (Hrsg.): Global Forest Resources Assessment 2005 - Progress towards sustainable forest management. Food and Agriculture Organization of the United Nations
- [Foody 2002] FOODY, G.M.: Status of land cover classification accuracy assessment. In: Remote Sensing of Environment 80 (2002), S. 185 201
- [Fujisada u. a. 1998] FUJISADA, H.; SAKUMA, F.;
 ONO, A.; KUDOH, M.: Design and Preflight Performance of ASTER Instrument Protoflight Model.
 In: IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 36 (1998), Nr. 4, S. 1152 1160
- [Fukshansky u. a. 1993] Fukshansky, L.A.; Remisowsky, A.M.; McClendon, J.; Ritterbusch, A.; Richter, T.; Mohr, H.: Absorption spectra of leaves corrected for scattering and distributional error: a radiative transfer and absorption statistics treatment. In: *Photochemistry and Photobiology* 57 (1993), S. 538 555
- [García-Haro u.a. 2005] García-Haro, F.J.; Sommer, S.; Kemper, T.: A new tool for variable multiple endmember spectral mixture analysis (VMESMA). In: *International Journal of Remote Sensing* 26 (2005), Nr. 10, S. 2135 – 2162
- [Gruninger u. a. 2004] Gruninger, J.; Ratkowski, A.J.; Hoke, M.L.: The Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC) Endmember Model. In: Proceedings SPIE, Algorithms for Multispectral and Hyper-spectral and Ultraspectral Imagery 5425-1 (2004)
- [Haboudane u. a. 2002] HABOUDANE, D.; BONN, F.; ROYER, A.; SOMMER, S.; MEHL, W.: Land degradation and erosion risk mapping by fusion of spectrallybased information and digital geomorphometric attributes. In: *International Journal of Re*mote Sensing 23 (2002), Nr. 18, S. 3795 – 3820
- [Hall u. a. 1995] Hall, F.G.; Shimabukuro, Y.E.; Huemmrich, K.F.: Remote sensing of forest biophysical structure using mixture decomposition and geometric reflectance models. In: *Ecological Appli*cations 5 (1995), Nr. 4, S. 993–1013
- [Häckel 1999] Häckel, H.: *Meteorologie*. Verlag Eugen Ulmer Stuttgart, 1999

- [Heal u. a. 2004] Heal, G.; Walker, B.; Levin, S.; Arrow, K.; Dasgupta, P.; Daily, G.; Ehrlich, P.; Maler, K.-G.; Kautsky, N.; Lubchenco, J.; Schneider, S.; Starrett, D.: Genetic diversity and interdependent crop choices in agriculture. In: Resource and Energy Economics 26 (2004), S. 175 184
- [Hedley u. a. 2004] Hedley, J.D.; Mumby, P.J.; Joyce, K.E.; Phinn, S.R.: Spectral unmixing of coral reef benthos under ideal conditions. In: *Coral Reefs* 23 (2004), Nr. 1, S. 60 – 73
- [Heinz und Chang 2000] HEINZ, D.C.; CHANG, C.-I.: Unsupervised Fully Constrained Least Squares Linear Spectral Mixture Analysis Method for Multispectral Imagery. In: Geoscience and Remote Sensing Symposium 2000. Proceedings of the IGARSS 2000 Bd. 4, S. 1681 1683
- [Helmert 1872] Helmert, F.R.: Die Ausgleichungsrechnung nach der Methode der kleinsten Quadrate mit Anwendungen auf die Geodäsie und die Theorie der Messinstrumente. Leipzig: Teubner-Verlag
- [Höpcke 1980] Höpcke, W.: Fehlerlehre und Ausgleichsrechnung. de-Gruyter-Lehrbuch
- [Huete 1986] Huete, A.R.: Separation of soil-plant mixtures by factor analysis. In: Remote Sensing of Environment 19 (1986), S. 237 – 251
- [Huguenin u. a. 1997] Huguenin, R.L.; Karas-Ka, M.A.; Blaricom, D.v.; Jensen, J.R.: Subpixel Classification of Bald Cypress and Tupelo Gum Trees in Thematic Mapper Imagery. In: *Photogram*metric Engineering & Remote Sensing 63 (1997), Nr. 6, S. 717 – 725
- [Jensen 2005] JENSEN, J.R.; CLARKE, K.C. (Hrsg.): Introductory Digital Image Processing - A Remote Sensing Perspective. 3. Prentice Hall Series in Geographic Information Science, 2005
- [Jäger u. a. 2005] JÄGER, R.; MÜLLER, T.; SA-LER, H.; SCHWÄBLE, R.: Klassische und robuste Ausgleichungsverfahren. Herbert Wichmann Verlag
- [Jürgens und Bähr 2002] JÜRGENS, U.; BÄHR, J.: Das südliche Afrika. Justus Perthes Verlag Gotha GmbH
- [Keeling u. a. 2004] KEELING, J.L.; MAUGER, A.J.; RAVEN, M.D.: Hyperspectral and other techniques

- in the search for diamondiferous kimberlite near Pine creek, Terowie. In: Clay Mineralogy & Geophysics for Environmental Management & Mineral Exploration ClayGEMME 2004, S. 31-33
- [Kelong u. a. 2008] Kelong, T.; Yuqing, W.; Lin, Y.; Riping, Z.; Wei, C.; Yaobao, M.: A new archaeological remote sensing technology. In: The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing 2008, S. 221 224
- [Klein 2008] KLEIN, D.: Monitoring der Vegetationsdynamik in Ostafrika mit multisensoralen Satellitendaten Dissertation, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn
- [Koch und Heipke 2006] Koch, A.; Heipke, C.: Semantically correct 2.5D GIS data The integration of a DTM and topographic vector data. In: *ISPRS Journal for Photogrammetry and Remote Sensing* 61 (2006), Nr. 1, S. 23–32
- [Koch 2000] Koch, M.: Geological controls of land degradation as detected by remote sensing: a case study in Los Monegros, north-east Spain. In: *International Journal of Remote Sensing* 21 (2000), Nr. 3, S. 457 – 473
- [Kressler und Steinnocher 1999] Kressler, F.P.; Steinnocher, K.T.: Detecting land cover changes from NOAA-AVHRR data by using spectral mixture analysis. In: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 1 (1999), Nr. 1, S. 21–26
- [Landsat Project Science Office 2009] Landsat Project Science Office: Landsat-7 Science Data User's Handbook. 2009. http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/handbook.html
- [Lawton und Sylvestre 1971] LAWTON, W.H.; SYL-VESTRE, E.A.: Self Modeling Curve Resolution. In: Technometrics 13 (1971), S. 617 – 633
- [Liou 2002] Liou, K.N.: An Introduction to Atmospheric Radiation. 2. Academic Press, 2002
- [Lobell u. a. 2002] LOBELL, D.B.; ASNER, G.P.; LAW, B.E.; TREUHAFT, R.N.: View angle effects on canopy reflectance and spectral mixture analysis of coniferous forests using AVIRIS. In: *Internatio*nal Journal of Remote Sensing 23 (2002), Nr. 11, S. 2247 – 2262

- [Lovelock und Robinson 2002] LOVELOCK, C.E.; ROBINSON, S.A.: Surface reflectance properties of Antarctic moss and their relationship to plant species, pigment composition and photosynthetic function. In: *Plant, Cell and Environment* 25 (2002), Nr. 10, S. 1239–1250
- [Lu und Weng 2004] Lu, D.; Weng, Q.: Spectral Mixture Analysis of the Urban Landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ Imagery. In: *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 70 (2004), Nr. 9, S. 1053 1062
- [Lu und Weng 2006] Lu, D.; Weng, Q.: Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical descriptors in Indianapolis, Indiana, USA. In: Remote Sensing of Environment 104 (2006), S. 157 167
- [Madhavan u. a. 2001] Madhavan, B.B.; Kubo, S.; Kurisaki, N.; Sivakumar, T.V.L.N.: Appraising the anatomy and spatial growth of the Bangkok Metropolitan area using a vegetation-impervious-soil model through remote sensing. In: *International Journal of Remote Sensing* 22 (2001), Nr. 5, S. 789 – 806
- [Malberg 2002] Malberg, H.: Meteorologie und Klimatologie. Springer Verlag
- [Meadows 2003] Meadows, M.E.: The Geography of South Africa in a Changing World. Kap. The ecological resource base: biodiversity and conservation, S. 361–389, Oxford University Press
- [Mendelsohn u. a. 2003] MENDELSOHN, J.; JARVIS, A.; ROBERTS, C.; ROBERTSON, T.: Atlas of Namibia - A Portait of the Land and its People. New Africa Books (Pty) Ltd
- [MicroImages Inc. 2007] MicroImages Inc.: Pixel Purity Index and Masking Aid Endmember Selection. 2007. http://www.microimages.com/ documentation/cplates/61Ppi.pdf
- [Mori u. a. 2008] Mori, M.; Iwata, T.; Minami, Y.; Kato, S.; Akamatsu, Y.: Spectral analysis of building materials used in Japan. In: The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVII. Part B8. Beijing 2008, S. 49 – 54

- [Nagendra 2001] NAGENDRA, H.: Using remote sensing to assess biodiversity. In: *International Journal of Remote Sensing* 22 (2001), Nr. 12, S. 2377–2400
- [Nash u. a. 2004] NASH, G.D.; JOHNSON, G.W.; JOHNSON, S.: Hyperspectral detection of geothermal system-related soil mineralogy anomalies in Dixie Valley, Nevada: a tool for exploration. In: Geothermics 33 (2004), Nr. 6, S. 695 – 711
- [Neville u. a. 1997] NEVILLE, R.A.; STAENZ, K.; SZEREDI, T.; HAUFF, P.: Spectral unmixing of SFSI Imagery in Nevada. In: 12th International Conference and Workshops on Applied Geologic Remote Sensing, 17-19 November 1997, Denver, Colorado, S. 449 – 456
- [Neville u. a. 2003] NEVILLE, R.A.; LÉVESQUE, J.;
 STAENZ, K.; NADEAU, C.; HAUFF, P.; BORSTAD,
 G.A.: Spectral Unmixing of Hyperspectral Imagery for Mineral Exploration: Comparison of Results from SFSI and AVIRIS. In: Canadian Journal of Remote Sensing 29 (2003), Nr. 1, S. 99 110
- [Niemeier 2002] NIEMEIER, W.: Ausgleichungsrechnung. de-Gruyter-Lehrbuch
- [Okin 2007] OKIN, G.S.: Relative spectral mixture analysis – A multitemporal index of total vegetation cover. In: Remote Sensing of Environment 106 (2007), S. 467 – 479
- [Okin u.a. 2001] OKIN, G.S.; ROBERTS, D.A.; MURRAY, B.; OKIN, W.J.: Practical limits on hyperspectral vegetation discrimination in arid and semiarid environments. In: Remote Sensing of Environment 77 (2001), S. 100 – 123
- [Okin u.a. 1999] OKIN, W.J.; OKIN, G.S.; ROBERTS, D.A.; MURRAY, B.: Multiple endmember spectral mixture analysis: Endmember choice in an arid shrubland. In: GREEN, R.O. (Hrsg.): The 1999 AVIRIS Workshop Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, CA, S. 323 332
- [Olson u. a. 2001] Olson, D.M.; DINERSTEIN, E.; WIKRAMANAYAKE, E.D.; BURGESS, N.D.; Powell, G.V.N.; Underwood, E.C.: Terrestrial Ecoregions of the World: A New Map of Life on Earth. In: *Bioscience* 52 (2001), Nr. 11, S. 933–938
- [Peddle und Smith 2005] Peddle, D.R.; Smith, A.M.: Spectral mixture analysis of agricultural

crops: endmember validation and biophysical estimation in potato plots. In: *International Journal of Remote Sensing* 26 (2005), Nr. 22, S. 4959 – 4979

- [Peterson und Stow 2003] PETERSON, S.H.; STOW, D.A.: Using multiple image endmember spectral mixture analysis to study chaparral regrowth in southern California. In: *International Journal of Remote Sensing* 24 (2003), Nr. 22, S. 4481 – 4504
- [Phinn u.a. 2002] Phinn, S.; Stanford, M.; Scarth, P.; Murray, A.T.; Shyy, P.T.: Monitoring the composition of urban environments based on the vegetationimpervious surfacesoil (VIS) model by subpixel analysis techniques. In: *International Journal of Remote Sensing* 23 (2002), Nr. 20, S. 4131 – 4153
- [Pigeonnière und Ménager 2001] PIGEONNIÈRE, A.L.; MÉNAGER, M.-T.: Atlas de l'Afrique: Burkina Faso Atlas. Les éditions du Jaguar
- [Price 1994] PRICE, J.C.: How Unique Are Spectral Signatures? In: Remote Sensing of Environment 49 (1994), S. 181 – 186
- [Pu u.a. 2008] Pu, R.; Gong, P.; Michishita, R.; Sasagawa, T.: Spectral mixture analysis for mapping abundance of urban surface components from the Terra/ASTER data. In: Remote Sensing of Environment 112 (2008), S. 939–954.
- [Quintano u. a. 2005] QUINTANO, C.; SHIMABU-KURO, Y.E.; FERNANDEZ, A.; DELGADO, J.A.: A spectral unmixing approach for mapping burned areas in Mediterranean countries. In: *International Journal of Remote Sensing* 26 (2005), Nr. 7, S. 1493 – 1498
- [Rashed u. a. 2005] RASHED, T.; WEEKS, J.R.; STOW, D.; FUGATE, D.: Measuring temporal compositions of urban morphology through spectral mixture analysis: toward a soft approach to change analysis in crowded cities. In: *International Journal* of Remote Sensing 26 (2005), Nr. 4, S. 699 – 718
- [Ray und Murray 1996] RAY, T.W.; MURRAY, B.C.: Nonlinear Spectral Mixing in Desert Vegetation. In: Remote Sensing of Environment 55 (1996), S. 59 – 64

- [Raymaekers u. a. 2005] RAYMAEKERS, D.; BAUWENS, I.; ORSHOVEN, J.V.; GULINCK, H.; ENGEL, B.; DOSSELAERE, N.: Spectral unmixing of low resolution images for monitoring soil sealing. In: Moeller, M. (Hrsg.); Wentz, E. (Hrsg.): The International Archive of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences Bd. 34. Temple, Arizona, USA
- [Richards 1990] RICHARDS, J.: The Earth as Transformed by Human Action. Kap. Land Transformation, S. 163–178, Cambridge University Press, 1990
- [Richards und Jia 2006] RICHARDS, J.A.; JIA, X.: Remote Sensing Digital Image Analysis. Springer Verlag, 2006
- [Richter 2009a] RICHTER, R.: Atmospheric / Topographic Correction for Satellite Imagery (ATCOR-2/3 User Guide, Version 7.0). 82234 Wessling: DLR - DFD
- [Richter 2009b] RICHTER, R.: persönlicher Kontakt, 7. September 2009. 2009
- [Ridd 1995] RIDD, M.K.: Exploring a V-I-S (Vegetation-Impervious Surface-Soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: Comparative anatomy for cities. In: *International Journal of Remote Sensing* 16 (1995), S. 2165–2185
- [Roberts u.a. 1998] ROBERTS, D.A.; GARDNER, M.; CHURCH, R.; USTIN, S.; SCHEER, G.; GREEN, R.O.: Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models. In: Remote Sensing of Environment 65 (1998), S. 267 – 279
- [Roberts 1991] ROBERTS, D.A.: Separating spectral mixtures of vegetation and soils, Dissertation, University of Washington, 1991
- [Roessner u. a. 2001] ROESSNER, S.; SEGL, K.; HEIDEN, U.; KAUFMANN, H.: Automated Differentiation of Urban Surfaces Based on Airborne Hyperspectral Imagery. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39 (2001), Nr. 7, S. 1525–1532
- [Rogers und Kearney 2004] ROGERS, A.S.; KEAR-NEY, M.S.: Reducing signature variability in unmixing coastal marsh Thematic Mapper scenes using spectral indices. In: *International Journal of Remote Sensing* 25 (2004), Nr. 12, S. 2317 2335

- [Sanjeevi 2008] Sanjeevi, S.: Targeting limestone and bauxite deposits in southern india by spectral unmixing of hyperspectral image data. In: The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVII. Part B8. Beijing 2008, S. 1189 1194
- [Sankaran u.a. 2005] Sankaran, M.; Hanan, N.P.; Scholes, R.J.; Ratnam, J.; Augustine, D.J.; Cade, B.S.; Gignoux, J.; Higgins, S.I.; Roux, X.L.; Ludwig, F.; Ardo, J.; Banyikwa, F.; Bronn, A.; Bucini, G.; Caylor, K.K.; Coughenour, M.B.; Diouf, A.; Ekaya, W.; Feral, C.J.; February, E.C.; Frost, P.G.H.; Hiernaux, P.; Hrabar, H.; Metzger, K.L.; Prins, H.H.T.; Ringrose, S.; Sea, W.; Tews, J.; Worden, J.; Zambatis, N.: Determinants of woody cover in African savannas. In: Letters to Nature 438 (2005), Nr. 8, S. 846–849
- [Schramm u. a. 2008a] SCHRAMM, M.; LANDMANN, T.; LOHMANN, P.; HEIPKE, C.: Ein neues Modell für eine spektrale Entmischung ohne genaue Endmemberspektren. In: *Photogrammetrie*, Fernerkundung, Geoinformation 5/2008 (2008), S. 351–362
- [Schramm u. a. 2008b] SCHRAMM, M.; LANDMANN, T.; SCHMIDT, M.; DECH, S.: Tree Density Detection using Spectral Unmixing without known Target Spectra. In: Proceedings of the IGARSS, July 6th-11th 2008, Boston, USA
- [Serbin u. a. 2009] SERBIN, G.; DAUGHTRY, C.S.T.; HUNT, E.R.; REEVES, J.B.; BROWN, D.J.: Effects of soil composition and mineralogy on remote sensing of crop residue cover. In: Remote Sensing of Environment 113 (2009), S. 224–238
- [Sims und Gamon 2002] SIMS, D.A.; GAMON, J.A.: Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. In: Remote Sensing of Environment 81 (2002), S. 337 354
- [Small 2001] SMALL, C.: Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. In:
 International Journal of Remote Sensing 22 (2001),
 Nr. 7, S. 1305 1334
- [Smith u. a. 1990] SMITH, M.O.; USTIN, S.L.; ADAMS, J.B.; GILLESPIE, A.R.: Vegetation in Deserts: I. A Regional Measure of Abundance from

- Multispectral Images. In: Remote Sensing of Environment 31 (1990), S. 1–26
- [Sohn und McCoy 1997] SOHN, Y.; McCoy, R.M.: Mapping Desert Shrub Rangeland Using Spectral Unmixing and Modeling Spectral Mixtures with TM Data. In: *Photogrammetric Engineering & Re*mote Sensing 63 (1997), Nr. 6, S. 707 – 716
- [Sonnentag u.a. 2007] Sonnentag, O.; Chen, J.M.; Roberts, D.A.; Talbot, J.; Halligan, K.Q.; Govind, A.: Mapping tree and shrub leaf area indices in an ombrotrophic peatland through multiple endmember spectral unmixing. In: *Remote Sensing of Environment* 109 (2007), S. 342 360
- [Strand u. a. 2007] Strand, H.; Höft, R.; Strittholt, J.; Miles, L.; Horning, N.; Fosnight, E.; Turner, W.: Sourcebook on Remote Sensing and Biodiversity Indicators. In: *CBD Technical Series*. Secretariat of the Convention on Biological Diversity, NASA-NGO Biodiversity Working Group, World Conservation Monitoring Centre of the United Nations Environment Programme
- [Thenkabail 2004] THENKABAIL, P.S.: Inter-sensor
 Relationships Between IKONOS and Landsat-7
 ETM+ NDVI data in Three Ecoregions of Africa.
 In: International Journal of Remote Sensing 25 (2004), Nr. 2, S. 389–408
- [Theseira u. a. 2002] Theseira, M.A.; Thomas, G.; Sannier, C.A.D.: An evaluation of spectral mixture modelling applied to a semi-arid environment. In: *International Journal of Remote Sensing* 23 (2002), Nr. 4, S. 687 700
- [Thuiller 2007] THUILLER, W.: Climate change and the ecologist. In: *Nature* 448 (2007), Nr. 2, S. 550–552
- [Tipler 2000] TIPLER, P.A.; GERLICH, D. (Hrsg.);
 JERKE, G. (Hrsg.): Physik. Spektrum Akademischer Verlag
- [Townsend u. a. 2002] TOWNSEND, C.R.; HARPER, J.L.; BEGON, M.E.: Essentials of Ecology, 2nd edition. Blackwell Publishers, Oxford, England
- [Tso und Mather 2001] Tso, B.; Mather, P.M.: Classification Methods for Remotely Sensed Data. Taylor & Francis

- [UNEP 2007] UNEP; SCHOMAKER, M. (Hrsg.); KEATING, M. (Hrsg.); CHENJE, M. (Hrsg.): Global Environment Outlook 4 - environment for development. United Nations Environment Programme. – ISBN 978-92-807-2836-1
- [White u. a. 2002] White, K.; Livingstone, I.; Gurney, S.; Dearing, J.; Bateman, M.: Post-processing of mineral mixture maps for mapping surficial materials: the example of the Matmata loess, southern Tunisia. In: *International Journal of Remote Sensing* 23 (2002), Nr. 15, S. 3091 3106
- [WorldBank 2004] WORLDBANK; PAGIOLA, S. (Hrsg.); RITTER, K.v. (Hrsg.); BISHOP, J. (Hrsg.): How Much is an Ecosystem Worth? the World Bank
- [Yamagata und Sugita 2008] YAMAGATA, Y.; SUGITA, M.: Land Cover Monitoring with a Vegetation-Soil-Water Index. URL http://www-cger.nies.go.jp/wetland/kushiro/kusvs/index.html
- [Yang u.a. 1999] Yang, K.; Huntington, J.F.; Boardman, J.W.; Mason, P.: Mapping hydrothermal alteration in the Comstock mining district, Nevada, using simulated satellite-borne hyperspectral data. In: Australian Journal of Earth Sciences 46 (1999), S. 915–922
- [Zhang u. a. 1998] Zhang, L.; Li, D.; Tong, Q.;
 Zheng, L.: Study of the spectral mixture model of soil and vegetation in PoYang Lake area, China. In:
 International Journal of Remote Sensing 19 (1998),
 Nr. 11, S. 2077 2084
- [Zhang u. a. 2007] ZHANG, X.; PAZNER, M.; DUKE, N.: Lithologic and mineral information extraction for gold exploration using ASTER data in the south Chocolate Mountains (California). In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 62 (2007), Nr. 4, S. 271 282

Danksagung

Die vorliegende Arbeit ist im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Julius-Maximilians-Universität Würzburg am Lehrstuhl für Fernerkundung in Kooperation mit dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) entstanden. Als Doktorvater begleitete mich Prof. Dr.-Ing. Christian Heipke, Leiter des Instituts für Photogrammetrie und Geoinformation der Leibniz Universität Hannover. Ihm gilt zuvorderst mein Dank für seine spontane Bereitschaft, diese Arbeit wissenschaftlich zu unterstützen, für seine mir zur Verfügung gestellte Zeit, seinen großen Einsatz, die Hilfestellungen und angeregten Diskussionen.

Dr. Michael Schmidt, meinem Mentor von Seiten der Universität Würzburg beziehungsweise des DLR, danke ich für die gebotenen Möglichkeiten und dafür, dass er auch bei widrigen Umständen zu mir hielt. Zudem danke ich ihm für seinen steten Rat, seine offene und faire Art sowie die richtigen Worte und den nötigen Druck zur rechten Zeit, beruflich wie privat.

Prof. Dr. Stefan Dech, Inhaber des Lehrstuhls für Fernerkundung an der Universität Würzburg und Direktor des Deutschen Fernerkundungsdatenzentrums, ermöglichte es mir, für meine Doktorarbeit in Würzburg zu forschen und stellte mir zudem die Infrastruktur des DLR zur Verfügung. Hierfür gilt ihm mein Dank.

Die vorliegende Arbeit wurde im Rahmen des vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BmBF) finanzierten Forschungsverbunds BIOTA-West angefertigt. Vielen Dank meinen Kollegen Dr. Tobias Landmann und Dr. Martin Wegmann für die Jahre der angenehmen Zusammenarbeit.

Natürlich konnte diese Arbeit nicht ohne die fleißige Mithilfe der Freunde und Kollegen entstehen, die sie auf logische Sprünge oder sonstige Widersprüche hin untersuchten und mit denen ich jederzeit über die verschiedenen Aspekte der Arbeit diskutieren konnte. Vielen Dank hierfür an Nina Drieschner, Ursula Gessner, Michael Thiel, Gunther Schorcht, Anna Cord und Dr. Doris Klein.

Die wissenschaftlichen Grundlagen für die vorliegende Arbeit konnte ich mir während meines Studiums der Geodäsie und Geoinformatik an der Universität Hannover aneignen. Neben den Professoren und Dozenten dieses Studienfachs danke ich besonders denjenigen Kommilitonen, mit denen ich mich auf so manche Prüfung vorbereitet habe und in deren Runde ich lernte, Wissen zu hinterfragen und anzuwenden: Nina Drieschner, Sebastian Horst, Tobias Krömer, Doreen Landgraf, Dorith Martens, Dirk Menger, Ingo Neumann und Frank Verwold.

Nicht zuletzt möchte ich meiner Familie danken, die mich immer wieder aufs Neue bestärkt, mich bei wichtigen Entscheidungen unterstützt und mir gleichzeitig Alternativen vor Augen geführt hat.

Vielen Dank!

Matthias Schramm

Curriculum Vitae

	Forschungstätigkeiten
seit 07/2005	Wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Julius-Maximilians-Universität Würzburg am Lehrstuhl für Fernerkundung in Kooperation mit dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. in der Helmholtz–Hochschul–Nachwuchsgruppe "Fernerkundung für die Biodiversitätsforschung".
seit 07/2005	Mitarbeit im BmBF-finanzierten interdisziplinären Projekt "BIOTA-West".
seit 07/2005	Externer Doktorand am Institut für Photogrammetrie und Geoinformation der Leibniz Universität Hannover.
seit 11/2009	Implementierung von Prozessketten und Systemlösungen zur automatischen Verarbeitung optischer Fernerkundungsdaten in Kooperation mit dem Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. und CONABIO (Comisión nacional para el conocimiento y uso de la biodiversidad / Mexikanische Kommission für die Erforschung und Nutzung der Biodiversität).
	Studium
10/2000– 05/2005	Studium der Geodäsie und Geoinformatik Universität Hannover Abschluss: Diplom-Ingenieur
11/2004- 05/2005	Diplomarbeit "Untersuchungen zum Skalenverhalten von Bildanalyse-Operatoren zur automatischen Extraktion von Fahrbahnmarkierungen" Institut für Photogrammetrie und Geoinformation Universität Hannover
05/2004- 12/2004	Hilfswissenschaftler Mitarbeit bei der Bearbeitung eines Lehrbuches zur Ausgleichungsrechnung
10/2004	Hilfswissenschaftler Mitarbeit im Projekt "Ingenieurgeodätische Überwachung des Wesertunnels"
04/2003- 09/2003	Hilfswissenschaftler Mitarbeit im EU-Projekt "GiMoDig"
	Schulausbildung und Wehrdienst
11/1999- 08/2000	Grundwehrdienst in Idar-Oberstein und Prenzlau als Vermesser im Militärgeographischen Dienst
09/1991- 06/1999	Friedrich-Ludwig-Jahn-Gymnasium, Hansestadt Salzwedel. Abschluss: Abitur
09/1987-	Heinrich-Heine-Grundschule, Hansestadt Salzwedel.

06/1991

Literatur

- T. Landmann, **M. Schramm**, R.R. Colditz, A. Dietz und S. Dech (2010): Wide Area Wetland Mapping in Semi-Arid Africa Using 250-Meter MODIS Metrics and Topographic Variables. *Remote Sensing*, 2(7):1751–1766, 2010.
- **M. Schramm**, T. Landmann, P. Lohmann und C. Heipke (2008): Ein neues Modell für eine spektrale Entmischung ohne genaue Endmemberspektren. *Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation*, 5/2008:351–362, 2008.
- **M. Schramm**, T. Landmann, M. Schmidt und S. Dech (2008): Tree density detection using spectral unmixing without known target spectra. *Proceedings of the 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS '08)*, 6.-11. Juli 2008, Boston, Massachusetts, USA, 2008.
- U. Geßner, C. Conrad, C. Hüttich, M. Keil, M. Schmidt, **M. Schramm** und S. Dech (2008): A multi-scale approach for retrieving proportional cover of life forms. *Proceedings of the 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS '08)*, 6.-11. Juli 2008, Boston, Massachusetts, USA, 2008.
- R.R. Colditz, C. Conrad, M. Schmidt, **M. Schramm**, M. Schmidt und S. Dech (2006): Mapping regions of high temporal variability in africa. *ISPRS mid-term symposium Remote sensing: from pixels to processes*, 8.-11. Mai 2006, Enschede, Niederlande, 2006.
- T. Landmann, M. Schmidt, S. Dech, **M. Schramm** und M. Vogel (2006): A new spatially-explizit and object-conditional and cover (lc) data set based on the fao land cover classification system (lccs) for the glowa catchment area. *6th International Conference of the African Association of Remote Sensing of the Environment (AARSE '06), 30.* Oktober 2. November 2006, Kairo, Ägypten, 2006.
- M. Schmidt, M. Keil, M. Wegmann und **M. Schramm** (2005): Remote sensing and gis based monitoring of vegetation and biodiversity dynamics as caused by natural and human induced changes in west africa. *BIOLOG Biodiversity and Global Change Status Seminar*, 25. 27. November 2005, Würzburg, Deutschland, 2006.