

Ein neues Modell für eine spektrale Entmischung ohne genaue Endmemberspektren

MATTHIAS SCHRAMM, Hannover und Würzburg;

TOBIAS LANDMANN, Würzburg;

PETER LOHMANN & CHRISTIAN HEIPKE, Hannover

Keywords: lineare spektrale Entmischung, L2-Norm-Schätzung, ungenaue Endmember

Summary: *A New Model for a Spectral Mixture Analysis Without Accurate Endmember Spectra.*

This paper describes a new method for linear spectral mixture analysis. Endmember spectra are only used as initial values in a least squares adjustment according to a Gauß-Markov model. The observations of the adjustment are the spectra of pixels in a pre-defined neighbourhood, the important result are improved endmember spectra. In a subsequent step the endmember percentages per pixel are derived using the MESMA approach. Using a level 1B ASTER satellite image of Burkina Faso the accuracy of the new model is compared to that of a standard unmixing approach. The new model predicts vegetation components considerably more accurate.

Zusammenfassung: Dieser Artikel beschreibt einen neuen Ansatz zur linearen spektralen Entmischung. Dabei werden *Endmemberspektren* lediglich als Näherungswerte für eine L2-Norm-Schätzung nach Gauß-Markov verwendet. Beobachtungen der Ausgleichung sind alle Spektren einer definierten Nachbarschaft an Pixeln; das wesentliche Ergebnis sind verbesserte *Endmemberspektren*. Die Anteile der einzelnen *Endmember* pro Pixel werden in einem nachfolgenden Schritt mit Hilfe des MESMA-Ansatzes bestimmt. Auf Basis eines Level 1B-ASTER-Satellitendatensatzes aus Burkina Faso wird die Genauigkeit dieses Modells einem herkömmlichen Entmischungsansatz gegenübergestellt. Das Ergebnis des neuen Ansatzes zeigt eine zu dem Vergleichsverfahren deutlich verbesserte Abschätzung der Vegetationsanteile in Savannen-Ökosystemen.

1 Einleitung

Das Klima und damit einhergehend die Artenvielfalt vieler Ökosysteme ist wegen expandierender menschlicher Aktivitäten wie Bewirtschaftung weltweit Veränderungsprozessen ausgesetzt (z. B. NAGENDRA 2001). Besonders in Regionen mit steigender Bevölkerung wurde in den letzten Jahren eine sich wandelnde Landoberfläche beobachtet. Der Wandel geht mit einer verstärkten Abholzung einher, was wiederum zu einer Beschleunigung der Bodenerosion führen kann. Die Folge sind Veränderungen von Strahlungshaushalt und Grundwasserspiegel bis hin zu Desertifikation und regionaler Klimaänderung. Besonders hoch ist

die Anfälligkeit auf Umweltveränderungen in Westafrika, da die natürlichen Ressourcen in diesem meist semi-ariden Raum limitiert sind und eine steigende Bevölkerung zu deren Erschöpfung beiträgt.

Das vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) geförderte Projekt BIOTA (Biodiversity Monitoring Transect Analysis) beschäftigt sich mit den Problemen der Abnahme von Biodiversität und des Verlustes von natürlichen Rohstoffen. Insbesondere der auf selektiver Abholzung beruhende Verlust an natürlichen Ressourcen sowie die räumliche und zeitliche Veränderung der Vegetationsstruktur können flächendeckend effektiv – insbesondere durch eine Abschätzung von Baumdichteindizes –

aus Satellitendaten abgeleitet werden. Die selektiven Abholzungen in dieser Region haben sehr feinskalige Auswirkungen. Diese liegen unterhalb der geometrischen Auflösung der meisten Fernerkundungssysteme. Konventionelle Klassifikationen liefern daher in diesem Fällen zu grob aufgelöste Ergebnisse, da jedem Pixel nur eine einzige Landoberflächenklasse zugeordnet werden kann. Das Problem ist seit langem bekannt, siehe z. B. BÄHR (1982). Verfahren der spektralen Entmischung versprechen dagegen aufgrund ihrer Möglichkeiten zur Abschätzung der Subpixelanteile mehrerer Materialien, sogenannter *Endmember*, genauere Ergebnisse.

In diesem Artikel werden zunächst das Modell der linearen spektralen Entmischung und dessen Grenzen beschrieben. Es folgen die Vorstellung und Erläuterung einer neuen Methode einer verbesserten Abschätzung von Endmemberspektren mittels nichtlinearer spektraler Entmischung. Diese wird dann anhand eines Untersuchungsgebietes in Burkina Faso (Westafrika) mit einem herkömmlichen Modell zur spektralen Entmischung verglichen.

2 Lineare spektrale Entmischung

Die lineare spektrale Entmischung (*spectral mixture analysis*/SMA) ist eine weit verbreitete Methode, um aus Satelliten-Bilddaten Subpixelanteile von Vegetation, Böden und anderen spektral ausgeprägten Materialien

abzuleiten. Sie basiert auf der Annahme, dass ein Pixelspektrum im Merkmalsraum in einem Unterraum liegt, welches durch die Spektren der im Pixel vorkommenden *Endmember* aufgespannt wird. *Endmember* sind dabei definiert als die reinen Bestandteile eines Oberflächentypes. Übertragen in den Merkmalsraum bilden sie eine konvexe Hülle um die Punktwolke des Bildes. Pixel, welche beispielsweise aus drei *Endmembers* bestehen, liegen damit auf einer Ebene, deren Parameter von den Endmemberspektren abhängen. Ihre genaue Position auf der Ebene hängt von den Oberflächenanteilen der einzelnen *Endmember* im Pixel ab. Im Standardfall der linearen spektralen Entmischung sind die Spektren aller *Endmember* bekannt, so dass nur die einzelnen Subpixelanteile in einem pixelbasierten Verfahren bestimmt werden müssen (siehe Abb. 1, hier sind 2 *Endmember* dargestellt). In Gleichung 1 wird das mathematische Modell der SMA für ein beliebiges Pixel (z. B. HOBBS & THOMAS 1996) aufgezeigt.

$$l_j = \sum_{i=1}^m a_i \cdot s_{ij} \quad (1)$$

Dabei stellt l_j den Grauwert im Kanal j dar, während s_{ij} den Grauwert des *Endmembers* i im Kanal j und die a_i deren Anteile im Pixel beschreiben. m steht für die Anzahl *Endmember* im Pixel und muss vorgegeben werden. Das Spektrum – bestehend aus den Grauwerten l_j aller Kanäle – wird, genau wie

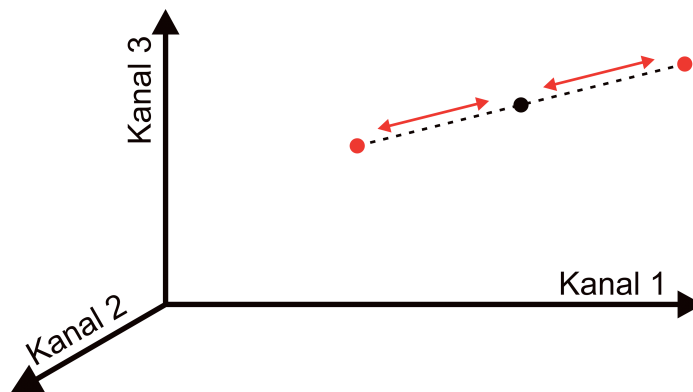


Abb. 1: Bei bekannten Endmemberspektren (rot) im Merkmalsraum kann von der Position des Pixelspektrums (schwarz) auf die Anteile der *Endmember* im Pixel geschlossen werden.

die Endmemberspektren, als bekannt angesehen. Die gesuchten Endmemberanteile sind damit durch das in Gleichung 1 beschriebene lineare Gleichungssystem bestimmt. Durch die Verwendung von mehr Kanälen als *Endmember* ist dieses System überbestimmt und kann z. B. mittels L2-Norm-Schätzung nach dem Gauß-Markov Modell (z. B. NIEMEIER 2001) gelöst werden. Dabei werden die in das Modell einfließenden Bild-daten als gleich genau und zueinander unkorreliert angenommen (Gleichung 2).

$$v_j = \sum_{i=1}^m (\hat{a}_i \cdot s_{ij}) - l_j \quad (2)$$

Hierbei sind $\hat{a}_i$ die unbekannten Oberflächenanteile der *Endmember* i , während v_i die Verbesserungen der beobachteten Grauwerte l_j im Kanal j darstellen. Als weitere Modellgleichung sollte eine Bedingungsgleichung (formulierbar auch als hoch gewichtete Pseudobeobachtung) aufgestellt werden, mit der die Summe aller Endmemberanteile eines Pixels als 1 bzw. 100% beschrieben wird (siehe Gleichung 3).

$$1 = \sum_i a_i \quad (3)$$

Die zusätzliche Bedingung, dass jeder einzelne Endmemberanteil größer oder gleich 0 sowie kleiner oder gleich 1 sein muss, ist in den Standardmodellen der linearen spektralen Entmischung nicht vorgesehen, da die Behandlung von Ungleichungen in Ausgleichungsproblemen relativ komplex ist (z. B. KOCH & HEIPKE 2006). In der Folge besteht die Möglichkeit, dass durch Systemrauschen Endmemberanteile von unter 0 oder über 100% ermittelt werden.

Um das lineare Gleichungssystem eindeutig lösen zu können, muss das Pixel-spektrum wie erwähnt aus mindestens ebenso vielen Kanälen bestehen wie *Endmember* in dem Pixel gesucht werden. Bei der Verwendung von multispektralen Satellitendaten besteht der komplette Datensatz aber normalerweise aus mehr *Endmembern* als Kanäle verfügbar sind. Normalerweise werden bei der spektralen Entmischung mittels SMA relativ wenige, grob definierte End-

memberspektren als Eingangsparameter gewählt, was zu einem Genauigkeitsverlust in der Anteilsschätzung führt (THESEIRA et al. 2002). Dieser Effekt wird durch Verwendung eines weiterführenden Modells – *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* (MESMA) – umgangen. Dabei werden aus einer Bibliothek von beliebig vielen Endmemberspektren Kombinationen gebildet und diese im Entmischungsmodell als gegeben angesehen (z. B. OKIN et al. 1999). Die aus der Überbestimmung resultierenden Residuen der einzelnen Kombinationen werden anschließend miteinander verglichen, wobei das Modell mit dem kleinsten Residuenvektor das entsprechende Pixel am besten beschreibt. Mit dieser Methode ist es möglich, dass in einem Bild mehr *Endmember* modelliert werden können als Kanäle zur Verfügung stehen, solange die Begrenzung für die maximale Anzahl *Endmember* in einem einzelnen Pixel eingehalten wird. So besteht mit Hilfe des MESMA-Ansatzes die Möglichkeit, aus einem mehrkanaligen Satellitenbild in einem Pixel z. B. die *Endmember* nackter Boden, Wasser und grüne Vegetation zu finden, während in einem zweiten Pixel verbrannte Fläche, trockene Vegetation und nackter Boden detektiert werden können. Daneben werden häufig auf der Grundlage zusätzlichen Wissens über die Szene Vorüberlegungen getroffen, welche Endmember zwingend in einem Pixel vorkommen müssen. Damit können mögliche Endmemberkombinationen eingegrenzt werden, was oft auch zu einer Genauigkeitssteigerung führt.

Es gibt verschiedene Möglichkeiten, reine Endmemberspektren zu definieren: (a) Messungen im Feld oder im Labor, (b) Verwendung von existierenden spektralen Bibliotheken und (c) Ableitung aus dem zu bearbeitenden Bild. Allerdings werden bei in-situ-Messungen die spektralen Variabilitäten der *Endmember* innerhalb einer Spezies bzw. im Jahresverlauf nicht berücksichtigt. Dieses Problem kann im MESMA-Ansatz durch die Verwendung mehrerer unterschiedlicher Spektren für ein *Endmember* reduziert werden. Spektrale Bibliotheken werden unter anderem vom USGS (*United Sta-*

tes Geological Survey – USGS 2007), der John Hopkins University, der University of Maryland und dem Jet Propulsion Laboratory zur Verfügung gestellt. Die Bibliotheken beziehen sich hauptsächlich auf *Endmember* aus mittleren bis hohen geographischen Breitengraden. Die meisten Pflanzenspezies in den semi-ariden Savannengebieten Afrikas weisen aber wegen des Wasserstressses besonders um die Wellenlänge der red edge (ca. 670–800 nm) ein signifikant verändertes Spektrum auf (ASNER & HEIDEBRECHT 2002, LOVELOCK & ROBINSON 2002). Weiterhin berücksichtigen spektrale Bibliotheken nicht die Veränderung der Endmemberspektren durch atmosphärische Störungen, was zu einer weiteren Unsicherheit führen kann. Zur Extraktion der Spektren aus dem Bild selber gibt es mehrere Möglichkeiten. Beim Verfahren des *Pixel Purity Index* (PPI) werden im Merkmalsraum in einem zufallsbasierten Verfahren eine Vielzahl von Vektoren gebildet (MICRO-IMAGES 2007). Die Punktwolke wird 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. In semiariden Gebieten kommen reine Pixel mit photosynthese-aktiver Vegetation allerdings nur selten vor, so dass

dieser Ansatz für unsere Aufgabe ungeeignet erscheint (PEDDLE & SMITH 2005). Bei einer anderen Möglichkeit zur Bestimmung der Endmemberspektren aus Referenzbildern – dem *Sequential Maximum Angle Convex Cone* (SMACC) – wird davon ausgegangen, dass die *Endmember* auf dem konvexen Polygon um die Punktwolke liegen und sie einen Raum mit größtmöglichem Volumen aufspannen (GRUNINGER et al. 2004). Auch dieser Algorithmus benötigt Referenzspektren aus reinen Pixeln, die in Satellitendaten semiarider Gebiete nur selten vorkommen.

Mit den bisherigen Methoden lassen sich also keine genauen Endmemberspektren für einen automatisierten Prozess ermitteln. Um dieses Problem zu umgehen, wurde ein weiterführender Ansatz der SMA entwickelt, der Endmemberanteile ohne genaue Kenntnis von deren exakten Spektren schätzt.

3 Ein neuer Ansatz zur spektralen Entmischung

Bei dem hier vorgestellten neuen Ansatz zur spektralen Entmischung sind im Gegensatz zu bisherigen Entmischungsmodellen neben den Anteilen auch die genauen Spektren der *Endmember* zu schätzen. Somit können wegen regionaler Einflüsse veränderte Spektralbibliotheken berücksichtigt werden. Weiterhin ist das Modell in der Lage, die natürliche spektrale Variabilität der Oberflächen

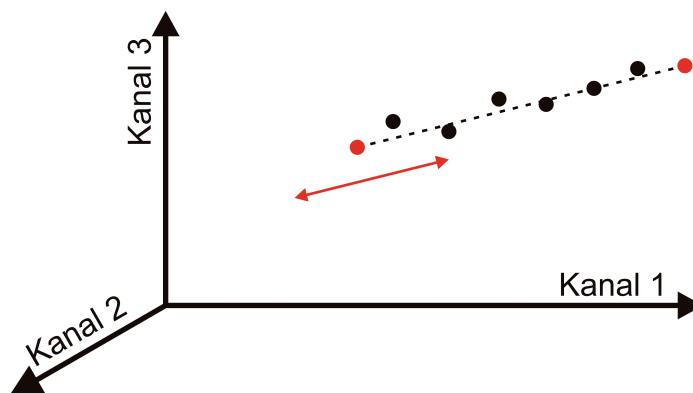


Abb. 2: Pixel- und Endmemberspektren im Merkmalsraum. Pixel liegen auf einem von den Endmemberspektren (rot) aufgespannten Unterraum (hier eine Gerade). Die *Endmember* können entlang der Geraden variieren, ohne dass sich die Pixelspektren ändern.

zu berücksichtigen. Durch die zusätzlichen Unbekannten führt eine pixelbasierte Schätzung aus multispektralen Daten jedoch nicht mehr zu einem überbestimmten Gleichungssystem. Deshalb werden hier, abweichend zu Gleichung 1, die Anteile mehrerer benachbarter Pixel gleichzeitig geschätzt (Gleichung 4). Dabei wird angenommen, dass die *Endmember* der benachbarten Pixel spektral identisch sind, sie also nur einmal als Unbekannte in das Modell eingehen. Die Zusammensetzung pro Pixel kann allerdings variieren.

$$I_{jk} = \sum_{i=1}^m a_{ik} \cdot s_{ij} \quad (4)$$

I_{jk} stellt die Beobachtung im Kanal j dar, der Index k steht für ein Pixel in der Nachbarschaft. s_{ij} bezeichnet wieder den – jetzt jedoch unbekannten – Grauwert des *Endmembers* i im Kanal j , die a_{ik} beschreiben deren Anteile im Pixel k . Die Anzahl der Unbekannten beträgt demnach $m(p+n)$, wobei n die Anzahl Kanäle des Bildes, p die Anzahl der benachbarten und gemeinsam betrachteten Pixel und m die Anzahl gesuchter *Endmember* bedeutet.

Wie beschrieben, liegen die Pixelspektren im n -dimensionalen Merkmalsraum in einem von ihren m *Endmembers* aufgespannten Unterraum. Spektren von Pixeln mit gleichen *Endmembers* sind deshalb nicht linear unabhängig. In Abb. 2 ist ein Beispiel von dreikanaligen Pixelspektren (schwarze

Punkte) dargestellt, welche alle aus denselben beiden *Endmembers* (rote Punkte) bestehen. Sie können – je nach *Endmember*-anteil – nur auf der von den beiden *Endmemberspektren* aufgespannten Geraden liegen. Die *Endmemberspektren* können sich entlang der Geraden bewegen, was sich auf die zu berechnenden Subpixelanteile, nicht aber auf die Pixelspektren auswirkt.

Die hier vorgeschlagene Lösung zerlegt das Problem in zwei Teile: in einem ersten Schritt werden ausgehend von Näherungswerten die tatsächlich vorliegenden Spektren der *Endmember* geschätzt, im zweiten Schritt dann die Anteile der *Endmember* pro Pixel. Während für den ersten Schritt ein neu entwickelter Algorithmus eingesetzt wird, der auf der gemeinsamen Schätzung der Unbekannten in einer lokalen Nachbarschaft nach der Methode der kleinsten Quadrate beruht, erfolgt der zweite Schritt mit Hilfe des bekannten MESMA-Ansatzes.

Es ist möglich, aus den Spektren Aufpunkt und Richtungsvektoren des von m *Endmembers* aufgespannten m -dimensionalen Unterraums zu schätzen. Die dafür aufzustellenden Beobachtungsgleichungen ergeben sich aus der Parameterdarstellung des in Abb. 3 für ein Beispiel mit drei Kanälen und drei *Endmembers* dargestellten Unterraumes (siehe auch Gleichung 5).

$$I_{jk} = b_{j1} + \sum_{q=2}^m t_{qk} \cdot (b_{jq} - b_{j1}) \quad (5)$$

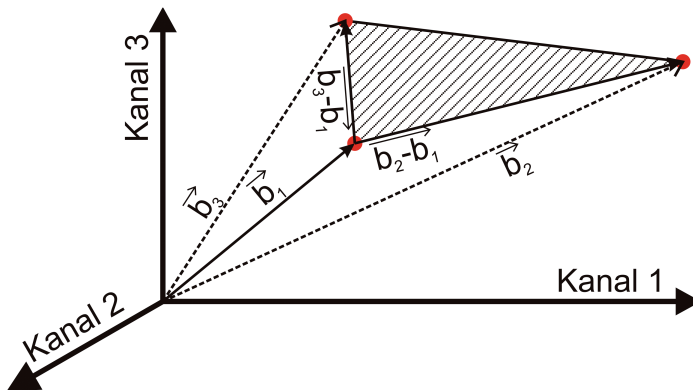


Abb. 3: Darstellung eines von drei *Endmembers* (rot) aufgespannten Unterraums (Ebene) in einem dreikanaligen Merkmalsraum.

Dabei stellt b_{jl} den Grauwert des ersten *Endmembers* im Kanal j dar und die Differenzen $(b_{jq} - b_{jl})$ beschreiben die $m-1$ Richtungsvektoren des Unterraums. t_{qk} sind die für die Koordinatenbestimmung eines Punktes im Unterraum benötigten Faktoren. Um die aus den einzelnen Nachbarschaften bestimmten Unterräume miteinander vergleichen zu können, muss die Parameterdarstellung standardisiert werden. So wird die Bedingung eingeführt, dass der Vektor $\mathbf{b}_l$ auf den Schnittpunkt des Unterraumes mit der Achse $x_1 = x_2 = \dots = x_{m-1} = 0$ zeigt. Weiterhin bilden die ersten $m-1$ Dimensionen der Vektoren $(b_i - b_l)$ ein kartesisches Koordinatensystem parallel zum System des Merkmalsraums. Mit diesen Restriktionen lautet die Beobachtungsgleichung in Vektorform dann wie folgt:

$$\mathbf{l}_k = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \vdots \\ b_{n,1} \end{bmatrix} + t_{2,k} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ d_{n,2} \end{bmatrix} + t_{3,k} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ \vdots \\ d_{n,3} \end{bmatrix} + \dots \quad (6)$$

mit $d_{j,2} = b_{j,2} - b_{j,1}$
 $d_{j,3} = b_{j,3} - b_{j,1}$

In einem z. B. dreidimensionalen Merkmalsraum mit aus drei *Endmembers* bestehenden Pixeln (siehe Abb. 3) schneidet die durch die *Endmember* aufgespannte Ebene an einem bestimmten Punkt die Achse des dritten Kanals. Dieser Punkt wird als Aufpunkt der Ebene definiert. Die beiden Richtungsvektoren zeigen in Richtung der Kanäle 1 und 2 (Gleichung 7):

$$\mathbf{l}_k = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ b_{3,1} \end{bmatrix} + t_{2,k} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ d_{3,2} \end{bmatrix} + t_{3,k} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ d_{3,3} \end{bmatrix} \quad (7)$$

mit $d_{3,2} = b_{3,2} - b_{3,1}$
 $d_{3,3} = b_{3,3} - b_{3,1}$

Gleichung 5 kann im Rahmen einer L2-Norm-Schätzung nach Gauß-Markov zur

Schätzung der Unbekannten verwendet werden.

$$v_{jk} = \hat{b}_{j1} + \sum_{q=2}^m \hat{t}_{qk} \cdot (\hat{b}_{jq} - \hat{b}_{j1}) - l_{jk} \quad (8)$$

Die Werte l_{jk} bilden dabei die Beobachtungen. Entsprechend Gleichung 6 sind alle t_{qk} sowie diejenigen Elemente der Vektoren $\mathbf{b}_q$ zu schätzen, die nicht mit Standardwerten vorgelegt sind.

Im Modell werden mehrere Grundannahmen getroffen:

- Die ausgeglichenen Spektren liegen im Merkmalsraum in dem von den *Endmembers* aufgespannten Unterraum. Damit beträgt die Summe aller Endmemberanteile in den jeweiligen Pixeln 100 %. Diese Bedingung muß deshalb im Gegensatz zum Standardansatz der spektralen Entmischung (siehe Gleichung 3) nicht explizit aufgenommen werden.
- Alle Pixel in der jeweils betrachteten Nachbarschaft bestehen aus derselben Endmemberkombination. Damit können die Unterraumparameter geschätzt werden.
- Die aus den unterschiedlichen Pixelfens-tern ermittelten Unterräume sind miteinander vergleichbar. Das bedingt sowohl ein flaches Relief als auch einen konstanten atmosphärischen Einfluss im Satellitenbild, da sonst wegen der gerichteten Streuung der Oberflächen bei unterschiedlichen Reflektionswinkeln bzw. wegen unterschiedlicher Lichtabsorption der Atmosphäre identische Oberflächen im Aufnahmesystem spektral verschieden dargestellt werden.

Da diese Schätzung ein nichtlineares Gleichungsproblem darstellt, muss die Berechnung iterativ erfolgen. Als Näherungswerte der Unterraumvektoren werden hier für die erste Iteration die Spektren aus vorhandenen Spektralbibliotheken in die Parameter der standardisierten Unterraumdarstellung transformiert. Um hinreichend genaue Näherungsspektren zu erhalten, findet hier – ähnlich wie im MESMA-Ansatz – eine Berechnung mit mehreren sinnvollen End-

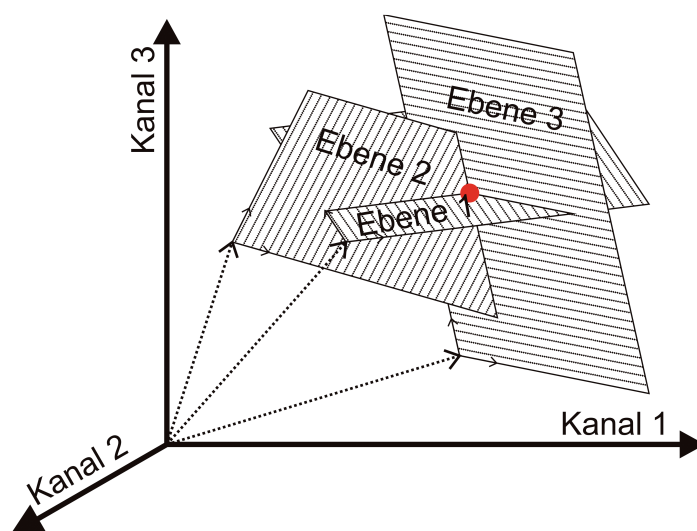


Abb. 4: Weisen drei Pixelfenster nur ein gemeinsames *Endmember* auf, schneiden sich die aus ihnen ermittelten Unterräume in einem Punkt im Merkmalsraum (roter Punkt).

memberkombinationen statt. Es ist bei diesem Verfahren allerdings nur noch ein Spektrum pro *Endmembertyp* nötig. Da diese Spektren nur als Näherungswerte dienen, können sie auch in Regionen angewendet werden, in denen sie nicht empirisch bestimmt wurden, in denen die daraus resultierende Variabilität beeinflusst das Modell nicht. Von den ermittelten Näherungen wiederum sind die Näherungswerte für die t_{qk} ableitbar. Diese definieren nicht die Anteile der *Endmember* im Pixel, sondern sind die Parameter des standardisierten Unterraums, welche das gegebene Pixelspektrum I beschreiben.

Durch die Schätzung von standardisierten Unterraumparametern ist es möglich, in verschiedenen Pixelfenstern von identischen *Endmemberkombinationen* aufgespannte Unterräume zu ermitteln. Wegen atmosphärischer Störungen und anderer Einflussfaktoren wie zum Beispiel Aufnahmegeometrie und *BRDF* (*Bidirectional Reflectance Distribution Function*) oder der natürlichen spektralen Variabilität weisen die *Endmember* naturgemäß nicht über den gesamten Raum die exakt gleichen Spektren auf, wodurch sich auch die zu schätzenden Unterraumparameter ändern. Deshalb werden in einem

nachfolgenden Schritt identische *Endmemberkombinationen* mittels einer unüberwachten Klassifizierung der Unterraumparameter bestimmt und die Ergebnisse dann pro Unterraum gemittelt.

Zur Bestimmung der Spektren der *Endmember* wird schließlich ausgenutzt, dass sich Unterräume schneiden, wenn sie aus teilweise identischen *Endmembers* gebildet werden (siehe Abb. 4). Aus den von jeweils m *Endmembers* aufgespannten Unterräumen werden in allen Kombinationen die Schnittpunkte aus m standardisierten Darstellungen bestimmt. Diese entsprechen den gesuchten *Endmemberspektren*, wenn sie das zusätzliche Kriterium erfüllen, nahe des konvexen Polygons der Punktwolke aller Pixelspektren zu liegen.

4 Untersuchungsgebiet und Datengrundlage

Das Untersuchungsgebiet liegt ungefähr 240 km südwestlich von Ouagadougou und umfasst den 420 km² großen Nationalpark Bontioli (Burkina Faso) und angrenzende, meist landwirtschaftlich genutzte Gebiete. Die Region liegt in der semiariden Sudan-Klimazone, die durch eine ausgeprägte Re-

genzeit von Juni bis Oktober gekennzeichnet ist. Die durchschnittliche jährliche Niederschlagssäule liegt bei ungefähr 1000 mm. Typisch für diese Klimazone sind extensive annuelle Grasflächen, die zum Ende der Regenzeit ihre maximale Wachstumshöhe erreichen. Die Gräser können im Nationalpark Bontoli bis zu 2,5 m hoch werden (CORD 2007). In der Trockenzeit von Mitte Oktober bis Ende März trocknet die Vegetation ohne Flusssanbindung, insbesondere der Grasanteil, durch den einsetzenden Wassermangel aus, ist also nicht photosyntheseaktiv. Dadurch verändert sich das Spektrum der Vegetation signifikant. Auch nimmt ihre Dichte und damit der Vegetationsanteil im Pixel ab. Damit weist die Vegetationsstruktur innerhalb eines Pixels während des jahreszeitlichen Verlaufs eine hohe Dynamik auf. In der Trockenperiode kommt es häufig zu natürlichen oder von Menschen gelegten Feuern, die den wesentlichen Anteil der Grasfläche verbrennen, so dass die Landoberfläche durch eine unterschiedliche schwarze und weiße Ascheschicht gekennzeichnet ist (LANDMANN 2005). Die Asche weist eine starke spektrale Ähnlichkeit mit tiefen Gewässern auf. Nach der Erosion dieser Ascheschicht ist für einen kurzen Zeitraum nahezu vollkommen nackter Boden sichtbar, bevor während der nächsten Regenzeit wieder neue Vegetation wächst. Wälder nach LCCS (*Land Cover Classification System*; entwickelt von der UN Food and Agricultural Organization) mit einer Baumdichte von über 65 % treten – wegen des dor-

tigen nahezu konstanten Wasserangebots – im Untersuchungsgebiet ausschließlich in Flussnähe als Galeriewälder auf. Sie sind ganzjährig photosyntheseaktiv und werden durch Savannenfeuer meist nicht verbrannt. Die Region außerhalb des Parks besteht hauptsächlich aus Ackerflächen, welche mittels Brandrodung gewonnen werden. Dabei sind fast alle Parzellen kleiner als 2 ha, wodurch eine sehr feinskalig fragmentierte Landbedeckung entsteht. Das Untersuchungsgebiet weist kein nennenswertes Relief auf. Im Jahresverlauf treten atmosphärische Störungen primär durch Wasserdampf bis hin zur Wolkenbildung oder durch Staubteilchen (Wüstenwinde) auf.

Die Grundlage dieser Studie bildet ein radiometrisch und geometrisch kalibrierter Level-1B-Datensatz des Satelliten-Aufnahmesystems ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* – ABRAMS & HOOK 1999). Dabei sind die Kanäle des sichtbaren Lichts sowie des nahen und mittleren Infrarots als Eingangsparameter des Modells verwendet worden (siehe Tab. 1). Der Zeitpunkt der Satellitenaufnahme war gegen 10.30 Uhr Ortszeit des 17. Novembers 2006. Zu diesem Zeitpunkt hat die Vertrocknung der Vegetation noch nicht eingesetzt.

5 Ergebnisse und Diskussion

Das Modell wurde mit der zuvor beschriebenen ASTER-Szene getestet. Bisherige

Tab. 1: Verwendete Kanäle des Satelliten-Aufnahmesystems ASTER (nach ABRAMS & HOOK 1999).

spektraler Bereich	Kanalnummer	spektrale Auflösung (µm)	räumliche Auflösung	radiometrische Auflösung
VNIR	1	0,52 – 0,60	15 m	8 bit
	2	0,63 – 0,69		
	3N	0,78 – 0,86		
SWIR	4	1,600 – 1,700	30 m	8 bit
	5	2,145 – 2,185		
	6	2,185 – 2,225		
	7	2,235 – 2,285		
	8	2,295 – 2,365		
	9	2,360 – 2,430		

Studien pixelbasierter linearer spektraler Entmischung haben gezeigt, dass Modelle auf der Basis korrekter Endmemberanzahlen die höchsten Genauigkeiten aufweisen (ROBERTS et al. 1998). Wird eine zu geringe Endmemberzahl zu Grunde gelegt, wird der Anteil von nicht modellierten *Endmembers* auf die modellierten und auf die Residuen aufaddiert. Bei zu vielen *Endmembers* wird das Modell anfällig für Sensorrauschen und die natürliche Variabilität der Spektren, so dass Anteile der Residuen fälschlicherweise als Endmemberanteile modelliert werden und die Genauigkeit des Ergebnisses zu optimistisch geschätzt wird (ROBERTS et al. 1998). In semiariden nicht-urbanen Räumen haben sich bei der pixelbasierten Abschätzung Modelle mit drei *Endmembers* pro Pixel als hinreichend genau herausgestellt (OKIN et al. 1999). Diese Anzahl wurde auch hier für jedes einzelne Pixelfenster zu Grunde gelegt. Die Näherungswerte der Spektren wurden aus vom USGS zur Verfügung gestellten spektralen Bibliotheken abgeleitet. Sie umfassen sowohl mittlere Spektren von grüner und trockener Vegetation als auch von lehmigem Boden. Da es sich dabei um *surface reflectance*-Spektren handelt, wurde das Satellitenbild in der Vorverarbeitung mit Hilfe der am DLR entwickelten Software ATCOR2 (RICHTER 2007) atmosphärenkorrigiert. Mangels flächendeckender Klimadaten sind in diese Korrektur nur die Aufnahmegeometrie und Sensorspezifikationen eingegangen, was zu einer invariablen Aerosol-Abschätzung geführt hat. Die Spektralbibliotheken beschränken sich auf Spektren im sichtbaren Bereich und nahem bis mittlerem Infrarot. Deshalb sind nur die entsprechenden neun Kanäle des ASTER-Datensatzes in das Modell eingeflossen. Als ein weiteres unbekanntes *Endmember* muss Schatten angesehen werden. Dessen Spektrum ist nicht experimentell bestimmbar, da Schatten immer an ein Hintergrundspektrum gekoppelt ist. Gemäß aktueller Standards (z. B. LU & WENG 2004) wurden die Näherungswerte für Schatten wegen dessen Ähnlichkeit mit dem Spektrum von tiefem, klarem Wasser gleichgesetzt.

Die einzelnen Pixelfenster erstrecken sich hier über eine Größe von 4x4 Pixel, welche in allen neun Kanälen mit einem *nearest neighbour*-Ansatz auf eine geometrische Auflösung von 15 m Kantenlänge reskaliert wurden. Damit kommen 144 Beobachtungen (16 Pixel à 9 Kanäle) auf 53 Unbekannte: 21 unbekannte Parameter für die Richtungsvektoren und pro Pixel zwei unbekannte Faktoren zur Koordinatenbestimmung im Unterraum. Mit dem Modell konnten die Richtungsvektoren 10 verschiedener dreidimensionaler Unterräume voneinander getrennt werden. Die Anzahl aller möglichen Unterräume, die von einer bestimmten Menge von *Endmembers* aufgespannt werden, kann als Kombination ohne Wiederholung ermittelt werden. Nach Gleichung 9 wird aus der hier bekannten Anzahl der Unterräume zurück auf die Menge der *Endmember* geschlossen. Bei drei *Endmembers* pro Pixel können im Bild insgesamt 5 potentielle *Endmembers* ausgemacht werden (Gleichung 9, x entspricht der Anzahl der Lösungen).

$$\binom{x}{3} = \frac{x!}{(x-3)! \cdot 3!} = 10 \rightarrow x = 5 \quad (9)$$

Bei vier dieser Lösungen handelt es sich um verbesserte Spektren der eingeflossenen Näherungswerte, die visuell durch Vergleich der Lagen der Schnittpunkte und der konvexen Hülle ermittelt wurden. Die fünfte Lösung ist kein Bestandteil des konvexen Polygons um die Bilddaten. Sie ist deshalb nicht linear unabhängig von den anderen vier Lösungen und würde im abschließenden MESMA-Ansatz ein nicht eindeutiges Ergebnis produzieren. In diesen Ansatz gingen deshalb nur die vier *Endmember* ein. Diese sind trockene und photosyntheseaktive Vegetation, kahler Boden sowie Schatten.

Für eine erste Beurteilung der neuen Methode wurde für denselben Datensatz eine spektrale Entmischung mit dem herkömmlichen MESMA-Modell berechnet. Die dafür notwendigen Endmemberspektren wurden aus den vom USGS zur Verfügung gestellten Datenbanken entnommen. Wie

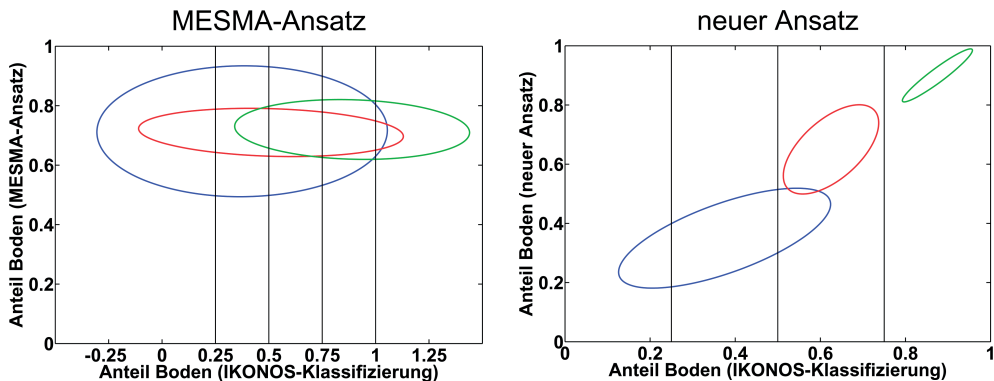


Abb. 5: 95 %-Konfidenzellipsen aus verschiedenen Wertebereichen (blaue Ellipse: 25–50 %, rot: 50–75 % und grün: 75–100 %) der aus der IKONOS-Klassifizierung reskalierten Bodenanteile der ASTER-Pixel und den Bodenanteilen ermittelt aus den MESMA-Ansatz (links) bzw. dem Modell der spektralen Entmischung ohne genaue Endmemberspektren (rechts).

oben beschrieben, existieren zwischen Pflanzen aus humiden und semi-ariden Regionen signifikante spektrale Unterschiede, was zwangsläufig zu erhöhten Residuen im MESMA-Modell führt. Als Referenzdaten wurde eine unüberwachte Klassifizierung eines IKONOS-Datensatzes mit einer geometrischen Auflösung von einem Meter verwendet. Die daraus erhaltenen Klassen decken sich nicht mit der Definition der *Endmember*. Deshalb konnten in einem ersten Schritt nur die Anteile von *Endmembers* überprüft werden, die auch einem in der IKONOS-Klassifizierung gefundenen Oberflächentyp entsprechen. In diesem Beispiel trifft das nur auf kahlen Boden zu. Die als Boden klassifizierten Pixel des IKONOS-Datensatzes sind mittels Gauß-Filter auf die 15 m-Auflösung der ASTER-Szene reskaliert worden. Anschließend wurden verschiedene Wertebereiche der aus den IKONOS-Daten abgeleiteten Bodenanteile mit den Anteilen aus den spektralen Entmischungen verglichen. Abb. 5 zeigt 95 %-Konfidenzellipsen der unterschiedlichen Wertebereiche sowohl des hier vorgestellten neuen als auch des herkömmlichen MESMA-Ansatzes.

Wegen ungenauer Spektren werden im herkömmlichen Ansatz die Anteile von nacktem Boden zu Lasten anderer *Endmember* stark überschätzt. Des Weiteren ist die Streuung der Bodenanteile viel höher als

beim neuen, hier vorgestellten Ansatz. Bei beiden Modellen sind die Konfidenzellipsen der Wertebereiche von 25–50 % aus der IKONOS-Klassifizierung viel größer als die anderen. Das beruht auf dem Nachteil der Klassifikation, jedem Pixel nur einen Wert zuweisen zu können. Klassen wie z. B. „trockene“ nicht photosynthese-aktive Vegetation bestehen auch zu einem bestimmten Teil aus nacktem Boden. Ergibt die Reskalierung der IKONOS-Klassifikation nur einen geringen Bodenanteil, können die restlichen Pixel z. B. aus trockener Vegetation bestehen. Deren Bodenanteil wird bei der Klassifikation ignoriert, nicht aber bei der spektralen Entmischung. Je mehr Bodenanteil aus der IKONOS-Klassifikation ermittelt wird, desto weniger Einfluss nehmen andere Klassen mit Subpixelanteilen von nacktem Boden auf die Genauigkeit.

Zusammenfassend lassen sich mit dem hier vorgestellten Ansatz höhere Genauigkeiten als mit herkömmlichen Entmischungsverfahren erreichen, wenn die verwendeten Spektralbibliotheken Ungenauigkeiten aufweisen.

6 Ausblick

Der in diesem Artikel vorgestellte neue Ansatz zur spektralen Entmischung liefert für einen ersten Testdatensatz sehr gute Ergebnisse. Inwieweit sie repräsentativ sind, ist an-

hand weiterer Daten und vor allem anhand der Verschneidung verschiedener Endmemberkombinationen mit Oberflächenklassen zu untersuchen. Da die Parametrisierung der Unterräume (Gleichung 6) nicht eindeutig ist, muss ebenso eine etwaige Auswirkung der Parameterwahl auf die numerische Stabilität des Verfahrens geklärt werden. In diesem Zusammenhang müssen auch die Anforderungen an die Genauigkeit der Näherungsspektren untersucht werden, damit sie zu den korrekten Unterraumparametern konvergieren.

Als nächster Schritt soll eine Transferfunktion ermittelt werden, die anhand von Referenzdaten eine Übertragbarkeit der Endmemberanteile in einem Pixel auf funktionale Vegetationsanteile ermöglicht. Dabei soll – wie für das Projekt BIOTA vorgesehen – eine Trennung der photosyntheseaktiven Vegetation in Gras- und Holzvegetation sowie eine empirische Überprüfung der Ergebnisse des neuen Ansatzes im Vordergrund stehen.

Literatur

- ABRAMS, M. & HOOK, S., 1999: ASTER User handbook, Version 2. – NASA / Jet Propulsion Laboratory, Pasadena.
- ASNER, G.P. & HEIDEBRECHT, K.B., 2002: Spectral unmixing of vegetation, soil and dry carbon cover in arid regions. – *International Journal of Remote Sensing* **23** (19): 3939–3958.
- BÄHR, H.-P., 1982: Abschätzung einiger geometrischer Fehlerkomponenten bei der multispektralen Klassifizierung. – *Bildmessung und Luftbildwesen* **52** (1): 23–29.
- CORD, A., 2007: Classifying Land Cover using FAO-LCCS Standards in a Tree Savannah of Burkina Faso with ASTER and IKONOS Data. – Unveröffentlichte Diplomarbeit, Universität Würzburg.
- GRUNINGER, J., RATKOWSKI, A.J. & HOKE, M.L., 2004: The Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC) Endmember Model. – In: SHEN, S.S., LEWIS, P.E. (Eds.): *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery X*, SPIE Proceedings **5425-1**: 1–14.
- HOBBS, S.E. & THOMAS, G., 1996: A goodness-of-fit measure applied to spectral mixture modeling. – In: BLACKLEDGE, J. (Ed.): *Image Processing: Mathematical Methods and Applications*. – Oxford University Press: 317–331.
- KOCH A. & HEIPKE C., 2006: Semantically correct 2.5D GIS data – The integration of a DTM and topographic vector data. – *ISPRS Journal for Photogrammetry and Remote Sensing* **61** (1): 23–32.
- LANDMANN, T., 2005: Estimating fire severity from remote sensing information for experimental fires in the Kruger National Park (KNP). – *South African Journal of Sciences* **99**: 357–360.
- LOVELOCK, C.E. & ROBINSON, S.A., 2002: Surface reflectance properties of Antarctic moss and their relationship to plant species, pigment composition and photosynthetic function. – *Plant, Cell and Environment* **25** (10): 1239–1250.
- LU, D. & WENG, Q., 2004: Spectral Mixture Analysis of the Urban Landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ Imagery. – *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **70** (9): 1053–1062.
- MicroImages Inc., 2007: Pixel Purity Index and Masking Aid Endmember Selection. – Stand: 2008-04-03, www.microimages.com/documentation/cplates/61Ppi.pdf.
- NAGENDRA, H., 2001: Using Remote Sensing to assess biodiversity. – *International Journal of Remote Sensing* **22** (12): 2377–2400.
- NIEMEIER, W., 2001: Ausgleichsrechnung. – Verlag Walter de Gruyter, Berlin, Germany.
- OKIN, W.J., OKIN, G.S., ROBERTS, D.A. & MURRAY, B., 1999: Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis: Endmember Choice in an arid Shrubland. – In: GREEN, R.O.: *The 1999 AVIRIS Workshop*, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena: 323–332.
- PEDDLE, D.R. & SMITH, A.M., 2005: Spectral mixture analysis of agricultural crops: endmember validation and biophysical estimation in potato plots. – *International Journal of Remote Sensing* **26** (22): 4959–4979.
- RICHTER, R., 2007: Atmospheric / Topographic Correction for Satellite Imagery, ATCOR-2/3 User Guide, Version 6.3. – DLR-IB 565-01/07, Wessling.
- ROBERTS, D.A., GARDNER, M., CHURCH, R., USTIN, S., SCHIER, G. & GREEN, R.O., 1998: Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models. – *Remote Sensing of Environment* **65**: 267–279.
- THESEIRA, M.A., THOMAS, G. & SANNIER, C.A.D., 2002: An evaluation of spectral mixture modelling applied to a semi-arid environ-

ment. – International Journal of Remote Sensing **23** (4): 687–700.
USGS, 2007: USGS Digital Spectral Library. –
speclab.cr.usgs.gov/spectral-lib.html (3. April
2008)

Dr.-Ing. PETER LOHMANN, Prof. Dr.-Ing. CHRISTIAN HEIPKE, Leibniz Universität Hannover, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation (IPI), D-30167 Hannover, Tel.: +49-511-762-2486/-2482, Fax: +49-511-762-2483, e-mail: lohm, heipke@ipi.uni-hannover.de

Anschriften der Autoren:

Dipl.-Ing. MATTHIAS SCHRAMM, Dr. TOBIAS LANDMANN, Universität Würzburg, Geographisches Institut, DLR-Stiftungslehrstuhl für Fernerkundung, D-97074 Würzburg, Tel.: +49-931-888-4794/-4796, Fax: +49-931-888-4961, e-mail: Matthias.Schramm, Tobias.Landmann@uni-wuerzburg.de

Manuskript eingereicht: April 2008
Angenommen: Juni 2008