

Erfassung von Waldökosystemen durch Hyperspektraldaten

MICHAEL KÖHL, Dresden & MARKUS LAUTNER, München

Zusammenfassung: Hyperspektrale Aufnahmesysteme bieten auf Grund ihrer Charakteristik ein hohes Potenzial, um die Anwendung von Fernerkundungsdaten auf dem Forstsektor weiter voranzutreiben, insbesondere zur Beschreibung der so genannten NWGS (Non-Wood Goods and Services), wie der biologischen Diversität oder der Schutzfunktion von Wäldern. Im vorliegenden Beitrag wird eine Untersuchung zur Eignung von Hyperspektraldaten für die Erfassung von Waldökosystemen beschrieben, die im Rahmen des vom DLR, Bonn und Dornier Satellitensysteme GmbH, Friedrichshafen geförderten ProSmart Projektes durchgeführt wurde.

Hyperspektrale Befliegungsdaten des australischen HyMap-Sensors wurden für ein Testgebiet im Erzgebirge, südlich von Dresden, ausgewertet. Die Daten wurden zunächst einer Minimum Noise Fraction Transformation unterzogen und dann jeweils einer spektralen Mischungsanalyse sowie einer Maximum-Likelihood Klassifikation zugeführt. Die spektrale Mischungsanalyse lieferte, vor allem auf Grund ungünstiger Beleuchtungsverhältnisse während der Aufnahme, nur teilweise gute Ergebnisse, so zum Beispiel bei der Differenzierung von Laub- und Nadelhölzern. Bei der Klassifizierung einzelner Bestandesmerkmale mit dem Maximum-Likelihood Algorithmus konnten besonders bei der weiteren Differenzierung von Baumartengruppen und der Ausweisung natürlicher Entwicklungsstufen gute Ergebnisse erzielt werden.

Die verbesserte spektrale Auflösung und eine nahezu kontinuierliche Abdeckung des optischen Spektralbereiches ermöglichen es, den Nutzern hyperspektraler Daten, im Vergleich zu multispektralen Systemen, Bestandstypen in einer größeren Anzahl von Klassen und mit verbesserter Genauigkeit zu erfassen. Obwohl hinsichtlich der operationalen Nutzung des Informationsgehaltes von Hyperspektraldaten noch deutlicher Forschungsbedarf besteht, erlauben die erzielten Ergebnisse eine äußerst günstige Prognose für den zukünftigen Einsatz solcher Daten auf dem Forstsektor.

Summary: *Assessment of Forest Eco-Systems with Hyperspectral Data.* Due to its specifications, hyperspectral imaging systems show a high potential for further extension of remote sensing data applications in the forestry sector, especially for the evaluation of non-wood goods and services, such as biological diversity or the protective function of forests. In this paper we present a study dealing with the suitability of hyperspectral data for the mapping of forest eco-systems, carried out in the framework of the ProSmart project, initiated by the German Aerospace Research Centre (DLR), Bonn and Dornier Satellite Systems, Friedrichshafen.

Airborne hyperspectral data of the Australian HyMap sensor, acquired over a test site located in the Ore Mountains, has been analysed. As a first step a minimum noise fraction transformation was applied to the data. The transformed data were used as input to a spectral mixture analysis and to a maximum likelihood classification. Due to inconvenient illumination conditions during data acquisition, the spectral mixture analysis provided good results only in some cases, like the assessment of mixture proportions of deciduous and coniferous trees. Classification of stand types, using the maximum likelihood algorithm, provided good results especially for further differentiation of tree species groups and for the mapping of natural age classes.

Compared with multispectral systems, improved spectral resolution and the almost continuous coverage of the optical part of the spectrum enable the users of hyperspectral data to map a larger number of stand type classes with improved accuracy. Despite a clear need for further research concerning the operational exploration of the information content of hyperspectral data, the results achieved in this study are very promising regarding future use of such data in the forestry sector.

Einleitung

Multispektrale Fernerkundungsdaten stellen für die extensive, großräumige Erfassung von Wäldern ein ideales und vielfach beschriebenes Mittel dar. Sie weisen allerdings deutliche Defizite bei der Erfassung kleinräumiger Waldstrukturen auf, wodurch ihre Einsatzmöglichkeiten auf dem Forstsektor eingeschränkt sind. Für viele Fragestellungen sind die mit den derzeit verfügbaren Multispektraldaten trennbaren Klassen, z.B. Wald und Nichtwald oder Laub-, Nadel- und Mischwald nicht ausreichend (BODMER 1993, KELLENBERGER 1996a, 1996b). Dies trifft vor allem dann zu, wenn Informationen für einzelne Bestände oder Merkmale zur Beschreibung der Schutz- und Erholungsfunktion (Non-Wood Goods and Service, NWGS) oder der biologischen Diversität oder Naturnähe von Wäldern erforderlich sind.

Hyperspektrale Fernerkundungssensoren sammeln Bilddaten in vielen, engen und benachbarten spektralen Kanälen. Die damit gewonnenen Datensätze enthalten eine Vielzahl von Kanälen, von denen in jedem die jeweilige Szene in einem engen Wellenlängenbereich betrachtet wird. Obwohl Hyperspektraldaten eine natürliche Erweiterung des Konzepts von multispektralen Daten darstellen, werden für ihre Analyse und Interpretation andere als die bekannten und bewährten Ansätze zur Auswertung von Multispektraldaten verwendet. Eine hyperspektrale Szene kann als ein einzelnes Bild mit einem Spektrum von Grauwerten, die für jede Bildzelle vorliegen, aufgefasst werden. Diese Bildspektren können mit im Feld oder im Labor bestimmten Spektren verglichen werden und erlauben es so, die spektralen Signaturen von Objekten zu erkennen und zu kartieren.

Die Verwendung von Hyperspektraldaten in der Mineralogie und Geologie wurde vielfach beschrieben. Sie ermöglicht hier eine Erdoberflächenbeschreibung, die in ihrem Detaillierungsgrad herkömmlichen multispektralen Daten deutlich überlegen ist (PIETERS & ENGLERT 1993). In diesem Beitrag wird das grundsätzliche Potenzial von Hy-

perspektraldaten für die Erfassung von Waldökosystemen beschrieben.

Eigenschaften und Analyse von Hyperspektraldaten

Daten, die durch abbildende Spektrometer erzeugt werden, unterscheiden sich durch die hohe Anzahl von erfassten Wellenlängenbereichen von multispektralen Sensoren und führen zur Bezeichnung „hyperspektral“. Die erzeugten hyperspektralen Daten können als Kubus aufgefasst werden, der in zwei Dimensionen die räumliche Lage beschreibt und in einer dritten Dimension Wellenlängen repräsentiert (Abb. 1). Das Volumen der bereitgestellten Datensätze übersteigt das Volumen multispektraler Datensätze um ein Vielfaches. Allerdings sind hyperspektrale Datensätze nicht frei von Re-

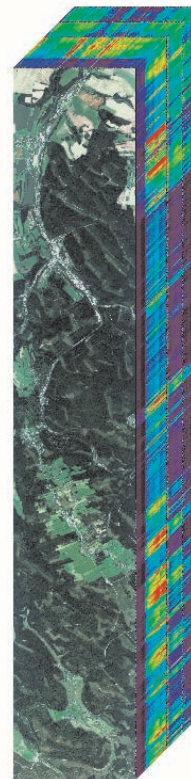


Abb. 1: Hyperspektraler Kubus

dundanzen, so dass gegenüber multispektralen Daten der Informationsgehalt nicht in gleichem Maße wie das Datenvolumen steigt. Diese beiden Eigenschaften – hohe spektrale Differenzierung und redundante Information – bilden den Hintergrund für die einzelnen Ansätze zur Analyse hyperspektraler Daten.

Die *Spektralanalyse* (Spectral Analysis) im engeren Sinne nutzt die Informationen des gesamten, aufgezeichneten Spektralbereichs aus und sucht nach Eigenschaften der Spektren, die denen bekannter Objekte ähneln. Eine Möglichkeit, die hohen Rechenzeiten der Verfahren zur *Spektralanalyse* durch Datenreduktion zu verringern, bietet die *Minimum Noise Fraction Transformation*. Sie extrahiert aus der Gesamtmenge der verfügbaren Kanäle die Untermenge von Kanälen, die relevante Informationen enthalten und hat die Beseitigung von Redundanzen zum Ziel. Die meisten weitergehenden Analyseverfahren können sowohl auf die ursprünglichen Spektraldaten als auch auf die MNF-transformierten Daten angewendet werden.

Durch die hohe spektrale Auflösung von Hyperspektralscannern werden auch die atmosphärischen Absorptionseigenschaften sensitiv erfasst und abgebildet und müssen vom Datensatz „entfernt“ werden, um eine Überlagerung mit den Absorptionseigenschaften der Objekte auf der Erdoberfläche zu vermeiden. Ebenso beeinflussen Faktoren wie Beleuchtungsunterschiede bedingt durch die Topographie und den Sonnenstand, Sensoreffekte oder die Durchlässigkeit der Erdatmosphäre für die Sonnenstrahlung in Abhängigkeit von der Wellenlänge die vom Sensor erfasste Strahlungsenergie. Durch die Kalibrierung werden diese die Reflexion von Materialien am Boden überlagernden Effekte herausgerechnet und Strahlungswerte, wie sie vom Sensor aufgezeichnet werden, in Reflexionswerte umgewandelt. Neben einer detaillierten oder approximativen radiometrischen Korrektur bietet sich die Datennormalisierung zur Kalibrierung hyperspektraler Daten an. Der interessierte Leser sei hier auf Arbeiten von GAO et al. 1993, GREEN & GRAIG 1985 und

ROBERTS et al. 1986 verwiesen. Im folgenden werden die Minimum Noise Fraction Transformation und die Spektralanalyse als grundlegende Verfahren zur Analyse hyperspektraler Daten näher beschrieben.

Minimum Noise Fraction Transformation

Benachbarte hyperspektrale Kanäle weisen visuell und numerisch Ähnlichkeiten und somit redundante Informationen auf. Ein Mittel zur Reduktion der Redundanzen ist die Hauptkomponentenanalyse (Principle Component Analysis, PCA), die einen neuen Datensatz mit geringerer spektraler Redundanz generiert.

In der PCA werden für Linearkombinationen der ursprünglichen Spektralwerte der einzelnen Pixel Gewichte berechnet, die orthogonale Rotationstransformationen bewirken, d.h. Drehung des Achsensystems unter Beibehaltung der Rechtwinkligkeit der Achsen. Die neuen Achsen erklären sukzessive maximale Varianz und stellen die PCA-Faktoren dar. Die PCA-Faktoren können als aus den ursprünglichen Messwerten extrahierte Faktoren aufgefasst werden. Die Größe der Varianzen auf den neuen Achsen, i.e. den PCA-Faktoren, ist durch die Höhe der Variableninterkorrelation bestimmt; je höher die Variablen miteinander korrelieren, desto weniger Faktoren werden zur Aufklärung der Gesamtvarianz benötigt. Der Eigenwert eines Faktors ist ein Maß dafür, wie viel der Gesamtvarianz aller Variablen durch diesen Faktor erfasst wird und wird zur Auswahl der Faktoren, die am meisten zur Varianzaufklärung dienen, herangezogen. Wichtige Bildinformationen sind in den Faktoren niedriger Ordnung enthalten, während das Rauschen (noise) mit den Faktoren höherer Ordnung zunimmt. Die Verwendung der Faktoren niedriger Ordnung statt der ursprünglichen Kanäle führt zu einer Datenreduktion und kann die visuelle Interpretation und die Bildverarbeitung beschleunigen.

Falls die Kanäle in einem hyperspektralen Datensatz unterschiedliche Anteile von Rauschen enthalten, weisen die mit einer

Standard-PCA bestimmten Faktoren nicht notwendigerweise den gewöhnlichen Trend eines zunehmenden Rauschens mit zunehmender Ordnung der Faktoren auf. Daher wird zur Auswertung hyperspektraler Daten eine modifizierte Form der Hauptkomponententransformation verwendet, welche die Faktoren nach einem abnehmenden Signal-Rausch Verhältnis ordnet. Diese modifizierte Form wird als Minimum Noise Fraction (MNF) Transformation bezeichnet (BOARDMAN & KRUSE 1994, BOARDMAN et al. 1995, GREEN et al. 1988, LANDGREBE 1999).

Die MNF-Transformation kann als geschachtelte Hauptkomponententransformation aufgefasst werden. Zunächst wird mit der MNF-Prozedur unter Beachtung der räumlichen Variation der Grauwerte das Rauschen in jedem Kanal geschätzt. Danach werden zwei aufeinander folgende Hauptkomponententransformationen durchgeführt. Die erste verwendet die Rauschschätzungen, um den Datensatz in ein Koordinatensystem zu transformieren, in dem das Rauschen unkorreliert und in jeder Komponente gleich ist. Die zweite, darauf folgende Hauptkomponentenanalyse wird auf die hinsichtlich des Rauschens adjustierten Daten angewendet und führt zu Komponenten, die nach der Varianz geordnet sind. Die MNF-Prozedur identifiziert somit einen Satz von Komponenten, in denen das Rauschniveau gleichmäßig mit der Ordnung der Komponenten zunimmt. Die resultierenden Komponenten niedriger Ordnung können somit fast vollständig frei von Rauschen sein. Für die weitere Verarbeitung der hyperspektralen Daten wird die inhärente Dimensionalität der Daten durch die Untersuchung der Eigenwerte und des Erscheinungsbildes der entsprechenden Bilder bestimmt. Der Datenraum kann in zwei Teile aufgeteilt werden: (1) ein Datenraum, der durch hohe Eigenwerte gekennzeichnet ist und zu kohärenten Bildern (images), sog. Eigenimages, führt und (2) ein komplementärer Datenraum, der in der Regel durch Eigenwerte kleiner oder gleich 1 gekennzeichnet ist und Eigenimages enthält, die vom Rauschen dominiert werden und die

keine räumliche Information enthalten. Durch die Verwendung des ersten Datenraumes, der kohärente Eigenimages enthält, wird das Rauschen von den Daten getrennt und die weitere Bildanalyse verbessert.

Spektralanalyse

Ziel der Spectral Mixture Analysis (SMA) ist die Identifikation der wichtigsten spektralen Bestandteile in jedem Pixel. Hierbei wird angenommen, dass jedes Pixel einen variablen Anteil von „reinen“ Objekten – so genannte Endmember – enthält und dass die in einem Pixel gemessene Strahlung eine Linearkombination der Strahlung der einzelnen Endmember ist. Die Annahme einer linearen Kombination der Strahlungsanteile stellt dabei eine Näherung dar, die durch nichtlineare Interaktionen bei sehr kleinräumigen Wechseln in der Oberflächenbeschaffenheit beeinträchtigt werden kann.

Bei multispektralen Daten konnte dieser Ansatz zur Analyse von Mischpixeln selten erfolgreich angewendet werden, da die meisten Landbedeckungsklassen (cover types) auf Grund der geringen Anzahl von Kanälen nicht ausreichend differenziert werden können. Bei Hyperspektraldaten steht hingegen eine Vielzahl von Kanälen zur Verfügung, welche die Bestimmung der Mischungsanteile einzelner, reiner Klassen aus den erfassten Spektren erlauben.

Prinzipiell kommen zwei verschiedene Ansätze zur Festlegung der zu verwendenen Endmember in Betracht: zum einen der Vergleich der Bildspektren mit unabhängig davon aufgenommenen Feld- oder Laborspektren und zum anderen die Erzeugung der benötigten Endmember Spektren aus dem Bild selbst (image-derived endmember). Die Verwendung von Feld- oder Laborspektren setzt eine hochwertige Kalibrierung und optimale Aufnahmebedingungen voraus, da der Bildinhalt mit absoluten Messwerten verglichen wird. Häufig wird deshalb der Erzeugung von Endmembers aus dem Bildinhalt der Vorzug gegeben, wenn auch die „Reinheit“ dieser Spektren zumeist etwas beeinträchtigt ist. Der erste Schritt der Spektralanalyse besteht dann

darin, reine Pixel zu suchen und aus diesen die Spektren von Endmitgliedern zu bestimmen. Zur Suche nach reinen Pixeln stehen verschiedene Ansätze zur Verfügung, von denen hier nur der Pixel-Purity-Index (PPI) beschrieben wird. Wurden Hyperspektraldaten einer MNF-Transformation unterzogen, stellen die MNF-Komponenten eine „destillierte“ Version des hyperspektralen Datensatzes dar und können für eine Schnellschätzung der reinen Pixel verwendet werden. Stellt man sich die Bildspektren als geplottete Punkte in einem n-dimensionalen Merkmalsraum vor, dann werden sich die Spektren der Endmitglieder wie Krusten um die Datenwolken legen. Der PPI generiert eine große Zahl (i.d.R. > 100 000) von Zufallsvektoren, die alle im Ursprung eines n-dimensionalen Koordinatensystems verankert sind. Die Spektralkpunkte werden auf jeden Zufallsvektor projiziert und die Spektren markiert, die in einem Bereich ober- oder unterhalb eines Grenzwertes liegen (Abb. 2). Anschließend wird bestimmt, wie oft jedes Pixel als Extrem markiert wurde. Pixel mit hohen Werten in dem aus der Auszählung resultierenden PPI-Raster sollten primär mit den Randspektren im Bild korrespondieren und somit die Pixel identifizieren, die Endmitglieder enthalten.

Die so selektierten „reinen“ Spektren werden zur linearen spektralen Entmischung (linear spectral unmixing) von Mischpixeln verwendet. Die spektrale Ent-

mischung geht davon aus, dass Strahlungsenergie, die auf einem Objekt am Boden ankommt, umgewandelt, d.h. transmittiert, reflektiert oder absorbiert wird. Da hier der Energieerhaltungssatz gilt, lässt sich aus dem Anteil der reflektierten Strahlung ein Objekt am Boden identifizieren. Bei Mischpixeln wird die von verschiedenen Objekten innerhalb eines Pixels reflektierte Strahlung weitgehend linear kombiniert, so dass die reflektierte Strahlungsenergie von den Flächenanteilen der Objekte im Pixel abhängt. Die resultierenden Spektren sind somit ein Komposit der reinen Spektren der Objekte in einem Pixel. Mit diesen Voraussetzungen lässt sich eine Gleichung aufstellen, welche die für ein Pixel erfasste Reflexion in die Anteile der jeweiligen Endmitglieder umwandelt.

Falls $R_n, n = 1, \dots, N$ die beobachtete Reflexion eines Pixels in Spektralband n und $a_{n,m}$ die spektrale Reflexion von Endmitglied m in Band n ist, folgt

$$R_n = \sum_{m=1}^M f_m a_{n,m} + \xi_n, n = 1, \dots, N \quad (1)$$

mit

f_m = Anteil von Endmitglied m

M = Anzahl der selektierten Endmitglieder

N = Anzahl der Bänder

ξ_n = Fehlerterm in Band n

Gleichung (1) besagt, dass die beobachtete Reflexion eines Pixels eine Linearkombination der Reflexionswerte der Endmitglieder ist. Der Fehlerterm ξ_n gibt an, wie genau die Linearkombination die beobachtete Strahlung beschreibt. Da (1) nicht bestimmt ist, betrachtet man die Gesamtheit aller verfügbaren N Bänder und stellt die Mischungsgleichung in Matrixform dar.

$$R = Af + \xi \quad (2)$$

wobei f ein Spaltenvektor der Dimension M (= Anzahl Endmitglieder) ist. R und ξ sind Spaltenvektoren der Dimension N (= Anzahl Bänder) und A ist eine $N \times M$ Matrix der Endmitglieder-Signaturen. Die spektrale Entmischung sucht nach einer Kombination von Endmitgliedern, die den Fehlerterm ξ mi-

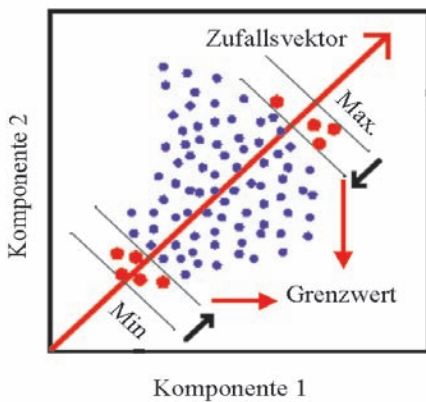


Abb. 2: Zufallsvektoren zur Endmitglied-Entmischung

nimiert. Unter der Annahme, dass ein korrekter Satz von Endmitgliedern gefunden wurde, kann die folgende, vereinfachte Gleichung gelöst werden

$$\mathbf{R} = \mathbf{A}f \quad (3)$$

Der Vektor der Mischungsanteile, f , kann nicht durch eine einfache Inversion gefunden werden, da in der Regel mehr Gleichungen als Unbekannte vorhanden sind. Daher wird eine *Kleinste Quadrate* Lösung gesucht, indem eine Pseudoinverse eingeführt wird.

$$\mathbf{f} = (\mathbf{A}^t \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^t \mathbf{R} \quad (4)$$

Die Mischungsanteile müssen die Bedingungen erfüllen, dass ihre Summe gleich eins und dass kein Anteil negativ ist.

$$\sum_{m=1}^M f_m = 1$$

$$0 \leq f_m \leq 1 \text{ für alle } m$$

Diese Bedingungen können teilweise verletzt werden, wenn die Auswahl der Endmember nicht adäquat ist oder die Spektren der Endmember aus gemittelten Spektren von verschiedenen Klassen bestimmt wurden (GROSS & SCHOTT 1998). Das beschriebene Verfahren wird in der Literatur als „linear spectral unmixing“ bezeichnet und bietet die detaillierteste Erfassung der untersuchten Oberfläche. Daneben existiert noch eine Vielzahl alternativer Methoden (z. B.: spectral angle mapper, matched filtering) zur Bestimmung der Verteilung bestimmter Oberflächenspektren im Bild, die sich aber zum größten Teil nur für einen groben Überblick der Verhältnisse im Untersuchungsgebiet eignen. Auch die Verwendung herkömmlicher multispektraler Verfahren, wie dem Maximum-Likelihood Algorithmus, kann unter bestimmten Umständen die Ergebnisse verbessern.

Testgebiet und Sensor

Die Eignung von Hyperspektraldaten zur Beschreibung von Waldökosystemen wurde in einer Studie untersucht, die im Rahmen

des von der DLR, Bonn und Dornier Satellitensysteme GmbH, Friedrichshafen geförderten ProSmart Projektes¹ durchgeführt wurde. Das Testgebiet Bärenfels liegt südlich von Dresden im Erzgebirge. Die Wälder des Testgebiets weisen auf ca. einem Drittel der Waldfläche einen normalen oder gedrängten Kronenschluss auf, auf mehr als zwei Dritteln ist der Kronenschluss locker bis aufgelöst. Somit ist die Wahrscheinlichkeit für Mischpixel entsprechend hoch, da bei einem nicht geschlossenen Kronendach in einem Pixel neben Bäumen auch Waldboden, Schatten oder andere Vegetation vorkommen. Bei den Baumarten dominieren Fichten und Buchen.

Im August 1998 wurde das Testgebiet mit dem Hyperspektralscanner HyMapTM der australischen Firma Integrated Spectronics befliegen. Der Scanner zeichnet Daten in einem Wellenlängenbereich von 0,4 bis 2,4 μm in 128 Spektralbändern auf, die geometrische Auflösung betrug bei der gewählten Flughöhe ca. 5–6 m. Zusammen mit der High Resolution Stereo Camera (HRSC-A) des Instituts für Planetenerkundung, DLR Berlin (LEHMANN et al. 1999) wurde der Hyperspektralscanner in einer Cessna 208 Caravan montiert. Prozessierung, Kalibrierung und Atmosphärenkorrektur der HyMapTM Daten wurden von der DLR, Institut für Optoelektronik durchgeführt (MÜLLER et al. 1999).

Neben den HRSC-A Daten wurden Forstplanungsdaten, die von der Landesanstalt für Forsten, Graupa zur Verfügung gestellt wurden, sowie Feldaufnahmen zur Auswertung und Verifikation der Hyperspektraldaten verwendet. Sämtliche Daten wurden in ein geographisches Informationssystem integriert. Die Auswertung der Hyperspektraldaten erfolgte mit der Bildverarbeitungssoftware ENVI (ENVI 1999).

¹ Weitere Informationen zum Projekt stehen unter <http://www.observe.de/prosmart> zur Verfügung

Ergebnisse

Die Hyperspektraldaten des Testgebiets wurden zunächst einer MNF-Transformation unterzogen. Hierdurch wurde der Informationsgehalt der Daten neu geordnet und weitgehend vom Rauschen getrennt. Der Informationsgehalt der MNF-Komponenten wurde mit Hilfe der Eigenwert-Plots (Abb. 3) und der Kohärenz-Ausprägung in den Bilddaten abgeschätzt. Abb. 4 zeigt einen MNF-transformierten Bildausschnitt.

Zur Ermittlung der Endmember aus dem Bildinhalt erfolgte anschließend die Berechnung des Pixel Purity Index. Auf die MNF-transformierten Daten wurden 150 000 Zufallsvektoren gelegt, Pixel mit Extremwerten markiert und durch Auszählung der Mar-

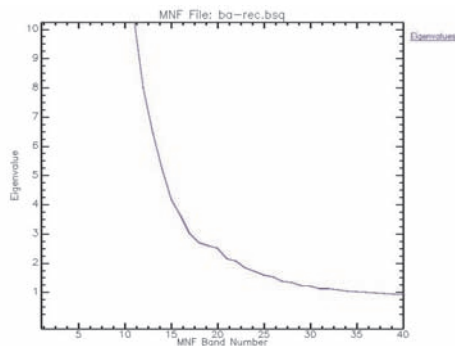


Abb. 3: Eigenwert-Plot für die Transformation der Daten des Untersuchungsgebietes Bärenfels

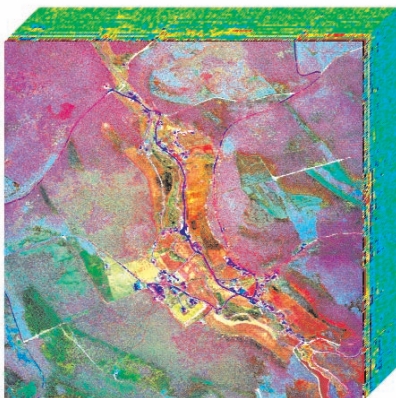


Abb. 4: MNF-transformierter Bildausschnitt

kierungen pro Pixel spektral reine Pixel extrahiert. Es zeigte sich, dass bei der Anwendung dieses Verfahrens auf Bildausschnitte, die eine sehr heterogene Oberflächenverteilung repräsentieren, eine sehr große Anzahl von Endmember Spektren extrahiert werden kann. Die Auswahl eines geeigneten Satzes von Endmembers ist kritisch für die Brauchbarkeit der resultierenden Klassifikationen, bzw. Verteilungskarten. Derzeit wird für die Auswahl noch kein operationelles Verfahren angeboten, so dass nur die Möglichkeit besteht, in einem iterativen Verfahren verschiedene Endmember und Endmember-Kombinationen zu testen und sich für die beste Lösung zu entscheiden. Abb. 5 zeigt für ein ausgewähltes Gebiet ein Zwischenergebnis der Mischungsanalyse (linear spectral unmixing), in dem die Endmember Anteile „Vegetation“, „Boden“ und „Shade“ relativ zueinander dargestellt sind.

Einige Probeläufe mit einer sehr feinen Aufgliederung von Endmembers, die unter anderem einzelne Baumarten berücksichtigt, brachten keine zufrieden stellenden Er-

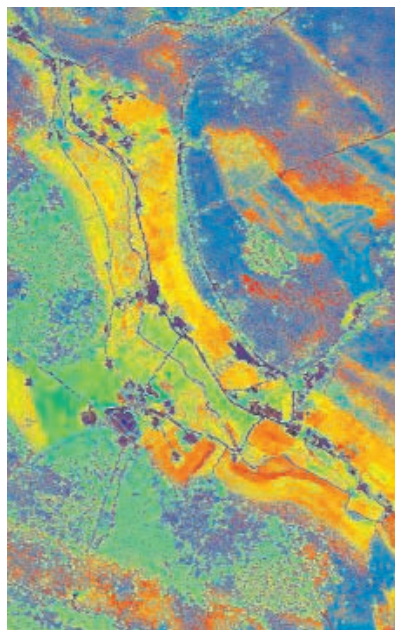


Abb. 5: Zwischenergebnis der Mischungsanalyse (linear spectral unmixing) für ein ausgewähltes Gebiet

gebnisse. Auch bei der Verwendung weniger ausgewählter Endmember konnten nur teilweise überzeugende Ergebnisse erreicht werden. Insbesondere die inhomogenen Beleuchtungsverhältnisse, die bei der Aufnahme der Daten geherrscht haben (unterschiedlich starke, hohe Bewölkung) haben zu erheblichen Einschränkungen bei der Durchführung des geplanten Verfahrens geführt. Die damit verbundene ungleichmäßige Verteilung der Endmember Anteile im Bild führte unter anderem dazu, dass keine standardisierte, auf der Verteilung der Anteile beruhende Reklassifikation der Endmember Anteile zu Waldkompositionsklassen durchgeführt werden konnte. Zur Klassifikation von Entwicklungsstufen und Beschirmungsgraden wären aber typische Verhältnisse der betroffenen Endmember Anteile untereinander Voraussetzung gewesen. Die schwierige Bewölkungssituation hat außerdem die vorangegangene Atmosphärenkorrektur beeinträchtigt und verhindert die Übertragbarkeit von Schwellwerten auf andere Untersuchungszeitpunkte und -gebiete.

In der vorliegenden Untersuchung wurde letztendlich ein aus 6 Spektren bestehender Satz von Endmembers gewählt. Neben den Endmembers ‚Shade‘ (Schatten) und lokale Beleuchtungsunterschiede), ‚Laubwald‘ und ‚Nadelwald‘ wurden noch drei Endmember für den ‚Hintergrund‘ berücksichtigt, welche die überwiegend grüne Vegetation des Unterwuchses, sonstige Bestandteile des Untergrundes und die reine Bodenreflexion beschreiben. Die aus den entsprechenden Endmember-Anteilen durch linear spectral unmixing erzeugte Laub-/Nadelwaldklassifikation führte zu überzeugenden Ergebnissen (Abb. 6). Mit Hilfe dieser Klassifizierung und unter Verwendung der restlichen Endmember Anteile konnte eine geeignete Grundlage für eine Waldmaske erstellt werden. Dies ist vor allem deshalb von Bedeutung, weil die Erfassung von Blößen als Waldflächen in der Abgrenzung zu anderen Flächen mit herkömmlichen Methoden eher problematisch ist.

Um trotz der schwierigen Bewölkungssituation Aussagen zur Verteilung von Be-

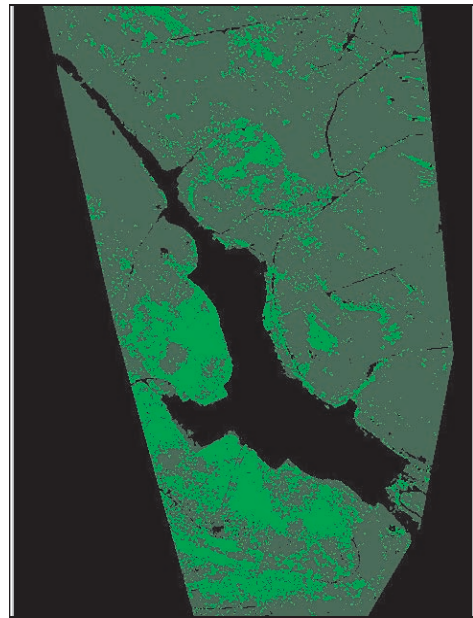


Abb. 6: Laub-/Nadelklassifikation aus Endmember-Anteilen (dunkelgrün: Nadelholz hellgrün: Laubholz)

standestypen machen zu können, wurde zusätzlich ein Signaturesatz zur Klassifikation einzelner Bestandsmerkmale mit dem Maximum-Likelihood (ML) Algorithmus erstellt. Als Grundlage dafür dienten nur die ersten neun MNF-Kanäle des abgebildeten Untersuchungsgebietes, da in ihnen bereits ein Großteil der Information gespeichert ist und sich der ML Algorithmus allgemein anfälliger für Eingabekanäle mit geringem zusätzlichem Informationsgehalt zeigt. Für das Untersuchungsgebiet wurde je ein Klassifikationsergebnis bezüglich der Baumartenzusammensetzung, der natürlichen Entwicklungsstufen und des Beschirmungsgrades abgeleitet. Die daraus zunächst resultierende feine Klasseneinteilung wurde anschließend entsprechend den Kontingenzmatrizen zu einem sinnvollen größeren Klassenschema aggregiert.

Für den Beschirmungsgrad konnte dabei auf diesem Weg kein befriedigendes Ergebnis erzielt werden. Die Interdependenzen zwischen den betrachteten Merkmalen drücken sich hier besonders stark aus.

Baumarten und vor allem die Altersgruppen überlagern die durch den Beschirmungsgrad hervorgerufenen Effekte stark. Bezüglich der natürlichen Entwicklungsstufen und der Baumartengruppen konnten deutlich bessere Ergebnisse erzielt werden. Diese Zwischenergebnisse wurden mit der Waldmaske verschnitten und mit Filtermethoden nachbearbeitet.

Bei den Entwicklungsstufen konnten drei verschiedene Klassen ausgewiesen werden (Abb. 7). Dabei ist besonders bemerkenswert, dass sich neben den Entwicklungsstufen Blöße-Kultur und Stangenholz-Altholz auch die Dickungen mit einer verhältnismäßig guten Nutzergenauigkeit (User accuracy) von ca. 70% erfassen lassen. Gerade die Trennung von Dickungen und älteren Beständen ist mit z. B. Landsat TM Daten so gut wie nicht zu leisten. Die Gesamtgenauigkeit für die Ausweisung von drei Entwicklungsstufen liegt bei über 90%.

Diskussion

Die Beschreibung des Zustandes und der Entwicklung von Waldökosystemen erfordert eine Datengrundlage, die eine Vielzahl von kleinflächig expliziten Merkmalen beinhaltet. Besonders sind Angaben zur Artendiversität und zur strukturellen Diversität von Wäldern gefordert. Untersuchungen der Einsatzmöglichkeiten der Fernerkundung, die in gleichaltrigen Reinbeständen durchgeführt wurden, sind daher kaum auf die Erfassung komplexer Waldökosysteme zu übertragen. Dies gilt insbesondere dann, wenn naturnahe Bestände erfasst werden sollen. Diese Bestände, die erklärtes Wirtschaftsziel der meisten europäischen Forstverwaltungen sind, zeichnen sich durch eine hohe horizontale und vertikale Dynamik sowie durch Waldränder aus, die einen kontinuierlichen Übergang von der offenen Landschaft über Krautschicht, Strauch-

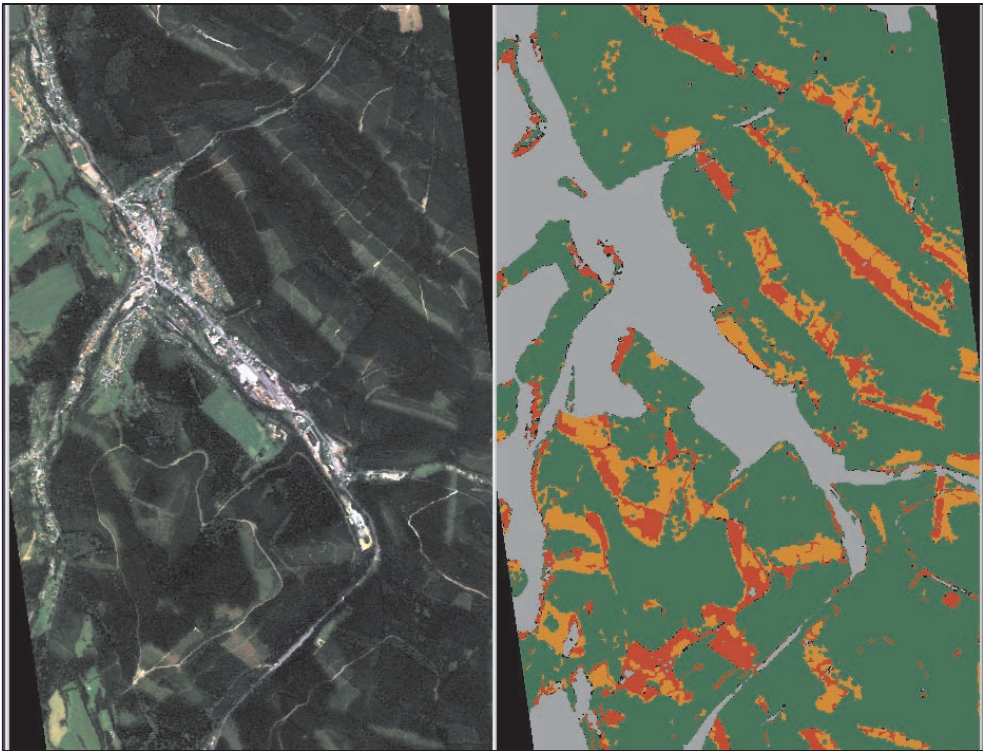


Abb. 7: HyMap™ Originaldaten und Klassifikation der Altersklassen (rot: Blöße-Kultur; orange: Dickung; grün: Stangenholz-Altholz)

schicht und Baumschicht zum Hauptbestand aufweisen. Die Hürde zum operativen Einsatz der Fernerkundung zur Erfassung von Waldökosystemen stellt die möglichst genaue Erfassung dieser heterogenen Waldtypen dar.

Viele Ansätze der Fernerkundung haben diese Hürde noch nicht genommen. Neben der räumlichen Auflösung stellen besonders Mischpixel ein Problem dar, die für eine bescheidene Anzahl trennbarer Waldklassen und die geringe Klassifikationsgenauigkeit verantwortlich sein können. Die Methoden zur Analyse hyperspektraler Daten stellen Verfahren bereit, mit denen aus Mischpixeln für die Beschreibung von Waldökosystemen bedeutende Informationen gewonnen werden können.

Trotz des in dieser Untersuchung erkennbaren Potenzials von Hyperspektraldaten zeigte sich, dass die Extraktion brauchbarer Endmember-Anteile zur Erfassung von Waldökosystemen mit einigen Schwierigkeiten behaftet ist. Der Nachweis der Tauglichkeit der geschilderten Verfahren für komplexe Landschaftsstrukturen bedarf noch zusätzlicher wissenschaftlicher Absicherung. Bisherige Arbeiten hatten zumeist sehr überschaubare Untersuchungsobjekte zum Gegenstand. Die Anzahl der im Bild vorhandenen Endmember und auch die Zahl der zu untersuchenden Parameter, bzw. Zielklassen ist in diesen Fällen sehr gering. Bei komplexeren Landschaften, wie sie im hier beschriebenen Untersuchungsgebiet vorliegen und bei einer hohen Anzahl zu erfassender Zielparameter bzw. -klassen besteht derzeit noch deutlicher Forschungsbedarf. Außerdem fehlt momentan noch ein standardisiertes Verfahren zur Selektion der Endmember, was die Handhabung der Verfahren zusätzlich erschwert.

Dennoch darf die Prognose für den operativen Einsatz von Hyperspektraldaten zur Erfassung von Waldökosystemen als äußerst günstig beurteilt werden. Die Anzahl Klassen, die getrennt werden können, ist deutlich höher als bei multispektralen Datensätzen. Zudem konnten Klassifizierungsgenauigkeiten realisiert werden, die denen von multispektralen Daten deutlich überle-

gen sind. Besonders für Fragestellungen der Waldökosystemforschung, der Erfassung der Nichtproduktionsfunktionen von Wäldern (z. B. strukturelle Diversität und Artendiversität) aber auch für die forstliche Planung bieten sich Hyperspektraldaten als Datenquelle an.

Dank

Diese Studie wurde im Rahmen des ProSmart Projekts durchgeführt, das vom DLR, Bonn und der Dornier Satellitensysteme GmbH, Friedrichshafen initiiert und finanziell gefördert wurde. Wir danken den Herren Dr. KÖHNEMANN und Dr. LÜTTENBERG, DLR Bonn, sowie Herrn E. LANGE-LÜDECKE und Herrn H. RICKEN, Dornier Satellitensysteme GmbH, Friedrichshafen für die Möglichkeit, einen Teil der Ergebnisse der Studie in diesem Rahmen darstellen zu dürfen. Herrn Prof. Dr. BRAUN und Frau C. HOFFMANN, LAF Graupa, danken wir für die Bereitstellung der Forsteinrichtungsdaten.

Literatur

- BOARDMAN J. W. & W. KRUSE, F. A., 1994: Automated spectral analysis: A geologic example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada. – In: Proceedings, Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI: 407–418.
- BOARDMAN, J. W., KRUSE, F. A. & GREEN, R. O., 1995: Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. – In: Summaries, Fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 95-1, v. 1, p. 23–26.
- BODMER, H. C., 1993: Untersuchungen zur forstlichen Bestandskartierung. – Professor für Forsteinrichtung, ETH Zürich, 160 S.
- ENVI, 1999: Manual/Tutorial. – Better Solutions Consulting LLC, Lafayette, Colorado
- GAO, B. C., HEIDEBRECHT, K. B. & GOETZ, A. F. H., 1993: Derivation of Scaled Surface Reflectance from AVIRIS Data. – Remote Sensing of the Environment. **44**: 165–178.
- GREEN, A. A. & GRAIG, M. D., 1985: Analysis of Aircraft Spectrometer Data with Logarithmic Residuals. – Proc. AIS Workshop, JPL Publi-

- cation 85–41, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, California, 111–119.
- GREEN, A. A., BERMAN, M., SWITZER, P. & CRAIG, M. D., 1988: A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 26, No. 1: 65–74.
- GROSS, H. N. & SCHOTT, J. R., 1998: Application of Spectral Mixture Analysis and Image Fusion Techniques for Image Sharpening. – Remote Sensing of the Environment **63**: 85–94.
- KELLENBERGER, T., 1996a: Erfassung der Waldfläche in der Schweiz mit multispektralen Satellitenbilddaten. – Remote Sensing Series, 28, Geographisches Institut der Universität Zürich, 284 S.
- KELLENBERGER, T., 1996b: Classification of Temperate Forests in Switzerland with Multispectral Data: Effects of Ground Truth and Satellite Data Scaling on Classification. – In: KENNEDY P. J. (ed.): Application of Remote Sensing in European Forest Monitoring. – EC-Joint Research Center, EUR 17685 EN: 421–428.
- LANDGREBE, D., 1999: Information Extraction Principles and Methods for Multispectral and Hyperspectral Image Data, Chapter 1 of: Information Processing for Remote Sensing, edited by C. H. Chen.
- LEHMANN, F., PISCHEL, R. & WEWEL, F., 1999: HRSC-A Befliegungskoordination und Prozessierung, in: ProSmart Endbericht, Dornier Satellitensysteme GmbH, Friedrichshafen: 5.1–33.
- MÜLLER, A., RICHTER, R. & HAUSOLD, A., 1999: HyMapTM – Prozessierung und Auswertung, in: ProSmart Endbericht, Dornier Satellitensysteme GmbH, Friedrichshafen: 3.1–3.30.
- PIETERS & ENGLERT (eds.), 1993: Remote Geochemical Analysis: Elemental and Mineral Content, Cambridge University Press, New York.
- ROBERTS, D. A., YAMAGUCHI, Y. & LYON, R. J. P., 1986: Comparison of Various Techniques for Calibration of AIS Data, Proceedings 2nd AIS Workshop. JPL Publication 86–35, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, California, 21–30.
- Anschriften der Verfasser:
Prof. Dr. MICHAEL KÖHL
Technische Universität Dresden
Institut für Waldwachstum und Forstliche Informatik
Piener Str. 18
D-01737 Tharandt
Tel.: +49 3 5203 3816-13, Fax: +49 3 5203 3816-32, e-mail: koehl@forst.tu-dresden.de
- Dipl.-Geogr. MARKUS LAUTNER
Gesellschaft für Angewandte Fernerkundung mbH (GAF)
Arnulfstr. 197
D-80634 München
Tel.: +49 89 121528-32, Fax: +49 89 121528-79, e-mail: lautner@gaf.de
- Manuskript eingegangen: November 2000
Angenommen: Dezember 2000