

## Kombination spektraler und räumlicher Information für die fernerkundliche Erfassung von Vegetationsparametern



*Clemens Atzberger, Wien und Katja Richter, München*

### Kurzfassung

Im Vergleich zu klassischen multispektralen Datensätzen ermöglichen hyperspektrale Aufnahmen eine verbesserte qualitative und quantitative Analyse von Vegetationsbeständen in Land- und Forstwirtschaft [1]. Trotz der verbesserten spektralen Auflösung sind jedoch weiterhin Probleme bei der Ableitung der gewünschten Vegetationsgrößen zu beobachten. Die Probleme hängen hauptsächlich damit zusammen, dass die fernerkundlich erfasste Bestandssignatur durch eine große Anzahl an Parametern bestimmt wird [2] [3] [4]. Dies hat zur Folge, dass sich eine gemessene Bestandssignatur nicht immer eindeutig einem einzigen Parameterset zuordnen lässt [5]. Anders ausgedrückt: das Schätzproblem ist unterbestimmt, da verschiedene Parameterkombinationen zu einer ähnlichen Spektralsignatur führen [6]. Weitere (zumeist externe) Informationen sind daher notwendig, um in solchen Fällen eine eindeutige Auswertung vornehmen zu können [7] [8] [9]. Externe Informationen können beispielsweise ALS Daten sein oder Daten aus einem anderen Wellenlängenbereich beinhalten [10].

Mit dem vorliegenden Beitrag wird gezeigt, dass ein Teil der zur Problemeingrenzung notwendigen Information aus dem räumlich mittel bis hoch aufgelösten Bild (Pixel  $\leq 30$  m) selbst gewonnen werden kann [11]. Dabei wird die Tatsache genutzt, dass die Charakteristika nah beieinander liegender Objekte ähnlicher sind als die weit(er) entfernt liegender Objekte [12] [13]. In landwirtschaftlich genutzten Flächen wird beispielsweise innerhalb einer Parzelle lediglich eine einzige Kulturpflanze angebaut. Ohne die genaue Kulturpflanze zu kennen ist damit zumindest sichergestellt, dass alle Pixel innerhalb dieser Parzelle die gleiche Art erfassen. Damit ist beispielsweise die Annahme gerechtfertigt, dass der Blatthaltungswinkel (ALA) für alle Pixel des gegebenen Feldes identisch sein muss, da der Blatthaltungswinkel eine artspezifische Konstante ist. Wie gezeigt werden wird, erleichtert diese Tatsache die flächenhafte Kartierung des Blattflächenindex (LAI), da beide bio-physikalischen Größen einen vergleichbaren Effekt auf die Spektralsignatur ausüben.

Aufbauend auf eigenen Vorarbeiten [11] [14] wird dieses Konzept in dieser Arbeit am Beispiel einer CHRIS/PROBA Aufnahme über landwirtschaftlichen Kulturpflanzenbeständen in Barrax, Südspanien vorgestellt. Zur Illustration wird eine „objekt-basierte“ Inversion eines weit verbreiteten, physikalisch-basierten Strahlungstransfermodells herangezogen. Das innovative Verfahren berücksichtigt bei der Schätzung des Blattflächenindex (LAI) nicht nur die Spektralsignatur des beobachteten Pixels, sondern auch die Signaturen benachbarter Pixel, die dem gleichen Objekt angehören. Es wird gezeigt, dass durch die Kombination spektraler und räumlicher Informationen höhere Genauigkeit in der LAI Schätzung erzielt wird, als unter Verwendung des klassischen „pixel-basierten“ Verfahrens. So sinkt der RMSE des geschätzten LAI von  $1.46 \text{ m}^2/\text{m}^2$  auf  $0.54 \text{ m}^2/\text{m}^2$ , wenn statt des traditionellen Inversionsverfahrens ein objekt-basierter Ansatz gewählt wird.

**Schlüsselwörter:** Strahlungstransfermodellierung, Blattflächenindex, Inversionsproblematik

### Abstract:

The recent availability of hyperspectral imagery allows improved qualitative and quantitative analyses of vegetation compared to classical multispectral data sets. Besides a wide range of application fields, main beneficiaries of this new data source will be the agricultural and forestry sectors. However, there are still problems regarding the deviation of vegetation biophysical variables from the remotely sensed data because the spectral signal combines the effects of many different structural and biochemical variables. Moreover, different combinations of the variables may produce almost identical spectra, resulting in significant uncertainties in the estimation of the biophysical vegetation variables. Several solutions have been proposed to solve this problem, such as the use of external or *a priori* information.

In this study we present an approach, which directly employs information from the same high to medium resolution ( $\leq 30$  m) imagery data. The approach uses the geostatistical fact that the biophysical characteristics of nearby pixels are generally more similar than those at a larger distance. In agricultural areas, for instance, the characteristics of certain variables, such as the average leaf angle (ALA), can be assumed equal within one crop field. Such knowledge alleviates the estimation of the leaf area index (LAI), which has a very similar effect to ALA on the spectral signal.

Based on our own studies, we demonstrate this concept on a CHRIS/PROBA data set acquired in the agricultural area of Barrax, Spain. For illustration purposes, an object-based inversion approach of a widely used radiative transfer model is applied. Compared to a "pixel-based" approach the accuracy of LAI estimates could be improved from  $RMSE = 1.46 \text{ m}^2/\text{m}^2$  to  $RMSE = 0.54 \text{ m}^2/\text{m}^2$ . Therefore, the combination of spectral and spatial information potentially yields higher accuracies of LAI retrievals compared to traditionally applied approaches.

**Keywords:** radiative transfer modeling, LAI, ill-posed inverse problem, regularization

## 1. Fernerkundliche Quantifizierung biophysikalischer Vegetationsparameter

Flächendeckende und räumlich detaillierte Informationen über die raumzeitliche Ausprägung biophysikalischer Vegetationsparameter werden in den verschiedensten Anwendungsbereichen benötigt [15]. Eine der wichtigsten bio-physikalischen Größe ist der Blattflächenindex (LAI in  $\text{m}^2/\text{m}^2$ ) [16]. Darüber hinaus ist aber auch die Blattzusammensetzung wichtig, beispielsweise charakterisiert durch Blattchlorophyll- (Cab;  $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ ) und Blattwassergehalte (Cw; cm) [17]. Die drei genannten biophysikalischen Größen werden unter anderem im sogenannten „precision farming“ benötigt, wo Dünge- und Pflanzenschutzmittel – in Abhängigkeit vom Wachstumszustand der Pflanzen – räumlich differenziert aufgebracht werden [18][19]. In der Forstwirtschaft ermöglichen Informationen über Struktur, Zusammensetzung und Vitalität der Bestände eine nachhaltigere Bewirtschaftung [20].

Die genannten biophysikalischen Parameter können prinzipiell aus der fernerkundlich erfassten Spektralsignatur der Vegetationsbestände abgeleitet werden, da diese die Reflexionscharakteristika der Vegetation beeinflussen [1]-[4]. Eine exakte Schätzung, zum Beispiel mittels physikalisch basierter Strahlungstransfermodelle (RTM), ist jedoch nicht immer möglich was u. a. damit zusammenhängt, dass eine Vielzahl von (biophysikalischen) Parametern ( $V_i$ ;  $i = 1 : n$ ) das Reflexionsspektrum ( $\rho_\lambda$ ) beeinflussen (plus zu-

sätzliche – meist bekannte – Randbedingungen,  $V_r$ ;  $r = 1 : m$ ) [21]:

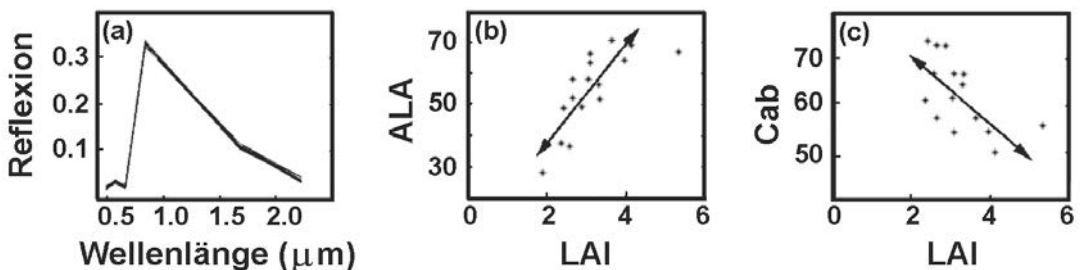
$$\rho_\lambda = f(V_i, V_r, \varepsilon) \quad (1)$$

Probleme treten insbesondere dann auf, wenn verschiedene Parameterkombinationen ( $V_i$ ) in der Simulation des RTM („radiative transfer model“) zu ähnlichen Signaturen ( $\rho_\lambda$ ) führen. In solchen Fällen können die gesuchten Größen (beispielsweise der LAI) nicht eindeutig bestimmt werden, es sei denn es gelingt einige der zur ‚Konfusion‘ beitragenden Parameter zu bestimmen [22].

## 2. Illustration des „ill-posed inverse problem“

Das grundlegende Problem bei der Arbeit mit Reflexionsmodellen besteht darin, dass teilweise sehr unterschiedliche Parameterkombinationen zu mehr oder weniger identischen Reflexionsspektren führen [17] [23]. Implizit bedeutet dies, dass die gesuchten biophysikalischen Parameter nicht mehr zweifelsfrei aus den aufgezeichneten Spektraldaten abgeleitet werden können. Man spricht hier im Sinne von Combal et al. [24] vom sogenannten „ill-posed inverse“ Problem. Ähnliche Sachverhalte sind im Bereich der Klassifizierung von Fernerkundungsdaten gut bekannt, wenn zwei (oder mehr) Klassen sich im Merkmalsraum überlappen.

Zur Illustration des Sachverhaltes sind in Abb. 1(a) sechzehn mehr oder weniger iden-



**Abb. 1:** Illustration des „ill-posed inverse problem“ mit Hilfe des PROSPECT+SAIL Strahlungstransfermodells. (a) 16 simulierte Reflexionsspektren eines Vegetationsbestandes in den sechs reflektiven Landsat-TM Spektralkanälen. (b) Gegenseitige Abhängigkeit des Blattflächenindex (LAI) und des Blatthaltungswinkels (ALA) für die 16 simulierten Spektren. (c) wie (b) für LAI und den Blattchlorophyllgehalt (Cab). Illustration aus [25].

tische Reflexionsspektren in den reflektiven TM-Kanälen dargestellt [25]. Die aus sehr unterschiedlichen Parameterkombinationen resultierenden Spektren sind visuell kaum zu unterscheiden. Eine Bestimmung der zu Grunde liegenden Parameterkombinationen wäre nur mit großen Fehlermargen möglich. Im gewählten Fall ist die Mehrdeutigkeit der Reflexionssignatur darauf zurückzuführen, dass sich die verschiedenen Parameter gegenseitig kompensieren (Abb. 1 (b) und (c)). So kann anscheinend eine Zunahme des LAI dadurch ausgeglichen werden, dass der Blatthaltungswinkel (ALA) zunimmt und/oder Blattchlorophyllgehalt (Cab) abnimmt. Wäre dagegen zumindest der Blatthaltungswinkel bekannt, könnten LAI und Cab mit weit höherer Genauigkeit aus den Reflexionsspektren abgeleitet werden.

Sehr effektiv lässt sich das Problem auch im 2-dimensionalen (Rot-nIR) Merkmalsraum illustrieren (Abb. 2) [14]. Dargestellt ist die Tatsache, dass sich je nach gewählter Bodenheiligkeit verschiedene „soil-isolines“ ergeben (A). Alle „soil-isolines“ eines gegebenen Pflanzenhabitus (mit entsprechendem Blatthaltungswinkel) kumulieren bei sehr hohem LAI in einem Punkt, da dann der Einfluss unterschiedlicher Bodenheiligkeiten verschwindet (B). Eine gegebene Rot-nIR Reflexion (im Kurvenschnittpunkt) wird im gewählten Beispiel durch fünf sehr unterschiedliche Kombinationen aus Blatthaltungswinkel (ALA), Bodenheiligkeit ( $\alpha_{soil}$ ) und LAI erzielt (C). Damit kann die gewünschte Größe – hier LAI – nicht eindeutig bestimmt werden. Wäre dagegen der

ALA und/oder die Bodenheiligkeit ( $\alpha_{soil}$ ) bekannt, wäre dies möglich.

### 3. Vorgeschlagener objekt-basierter Lösungsansatz

Zur Lösung des „ill-posed“ Problems wurden traditionell drei Strategien vorgeschlagen [22]:

- Berücksichtigung externer *a priori* Information [24] [26] [27] [28] [29] [30]
- Nutzung multi-temporalen Aufnahmen zur nachträglichen Glättung fehlerhafter LAI Schätzungen bzw. zur Generierung von *a priori* Information [31] [32] [33]
- Assimilation der (multi-temporalen) Bestandsreflexion in prozessorientierte Modelle [34] [35]

Die Berücksichtigung von externer *a priori* Information bringt spürbare Verbesserungen in der Schätzgenauigkeit, setzt allerdings voraus, dass die benötigte Information (z.B. Blatthaltungswinkel im jeweiligen Pixel) auch tatsächlich für jeden Pixel zur Verfügung steht.

Die Stetigkeit der LAI-Entwicklung im Entwicklungszyklus der Pflanze wird bei der multi-temporalen Strategie in Wert gesetzt. Dabei wird der LAI zunächst mit klassischen Verfahren für jeden einzelnen Aufnahmezeitpunkt geschätzt. Die so geschätzten LAIs werden dann als Funktion der Zeit durch eine semi-empirische Funktion gefittet. Die gefitteten LAIs zu den einzelnen Aufnahmezeitpunkten stellen dann in einem zweiten Schritt *a priori* Werte dar, mit denen die Modellinversion wiederholt wird. Der iterative Prozess wird so lange fortgesetzt, bis eine Stabilisierung der Ergebnisse auftritt.

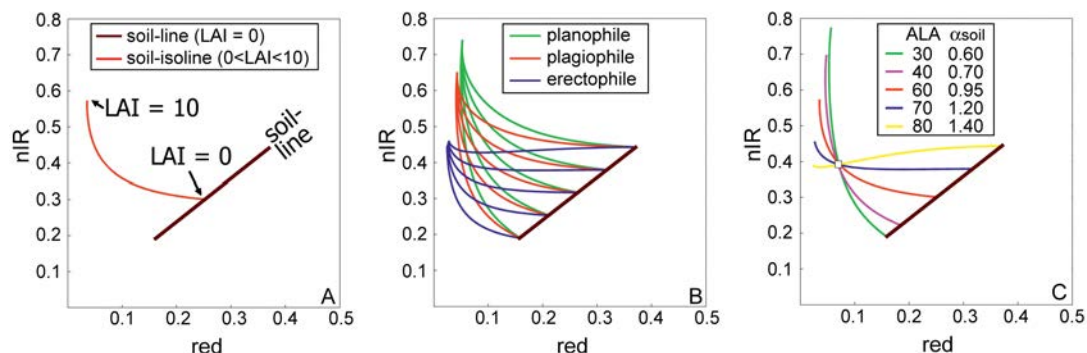
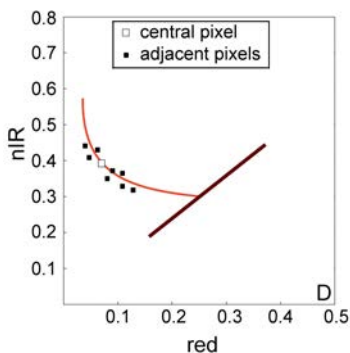


Abb. 2: Illustration des „ill-posed inverse problem“ im 2-dimensionalen Merkmalsraum (Rot-nIR). Die Simulationen wurden mit Hilfe des PROSPECT+SAIL Strahlungstransfermodells durchgeführt. Die optischen Blatteigenschaften wurden als konstant angenommen. (A) Abhängigkeit der Rot-nIR Reflexion vom Blatthaltungswinkel (LAI) und der Bodenheiligkeit ( $\alpha_{soil}$ ). Die Kurve wird als „soil-isoline“ bezeichnet. (B) Fünfzehn „soil-isolines“ für 5 Bodenheiligkeiten und 3 Blatthaltungswinkel. (C) Verschiedene Möglichkeiten, die gegebene Kombination aus Rot-nIR (Rechteck) durch geeignete Parameterkombinationen zu erzielen (entspricht dem „ill-posed inverse problem“). Illustration aus [14].

Die Assimilation von Fernerkundungsdaten in prozessorientierte Modelle verzichtet gänzlich auf eine Inversion des Reflexionsmodells. Vielmehr werden Prozess- und Reflexionsmodelle so miteinander gekoppelt, dass mit Hilfe der (klimatischen) Antriebsvariablen LAI-Entwicklungen simuliert werden, die wiederum die Berechnung temporaler Reflexionsprofile ermöglichen. Aufgezeichnete Reflexionsspektren zu einem oder mehreren Zeitpunkten werden dann in einem iterativen Verfahren dazu verwendet, Parameter des gekoppelten Prozess-/Reflexionsmodells anzupassen. Nach erfolgter Parameteranpassung können die zeitlichen Profile des simulierten LAI ausgegeben werden.

Mit der vorliegenden Publikation wird ein weiterer selbst entwickelter Lösungsansatz für die „ill-posed“ Problematik präsentiert [11] [14] [23]. Die Methodik berücksichtigt neben der eigentlichen Signatur des betrachteten Pixels auch die Spektralinformation räumlich angrenzender Pixel, um die gesuchten biophysikalischen Parameter zu bestimmen. Die vorgeschlagene Methodik ist in Abb. 3 illustriert und bezieht sich direkt auf Abb. 2 (C).

Bei der vorgeschlagenen objekt-basierten Methodik wird simultan zur eigentlichen Pixelsignatur die Spektralinformation der angrenzenden Pixel (d.h. die sogenannte „Objekt-signatur“) berücksichtigt, beispielsweise in einem gleitenden Fenster. Innerhalb einer landwirtschaftlichen Fläche (oder einer forstlichen Bestandseinheit) kann davon ausgegangen werden, dass alle Pflanzen den gleichen Habitus (ALA) haben. Auch ändert sich die Bodenhelligkeit meist nur graduell von



**Abb. 3:** Illustration des vorgeschlagenen Lösungsansatzes für das „ill-posed inverse problem“. Dargestellt ist das zu invertierende Pixel (leeres Rechteck) sowie die Rot-nIR Reflexion der 8 direkt angrenzenden Pixel (schwarze Rechtecke). Alle Simulationen wurden mit dem PROSPECT+SAIL Strahlungstransfermodell durchgeführt. Es wird angenommen, dass alle Pflanzen den gleichen Habitus haben (ALA) sowie mehr oder weniger identische Boden-helligkeiten ( $\alpha_{soil}$ ). Unter dieser Annahme gibt es lediglich eine einzige „soil-isoline“ (in rot), die die 9 Signaturen zufriedenstellend modelliert. Damit werden für die  $3 \times 3$  Pixel eines gleitenden Fensters identische Boden-helligkeiten ( $\alpha_{soil}$ ) und Blatthaltungswinkel (ALA) ausgegeben, bei verschiedenen (pixel-spezifischen) LAI. Illustration aus [14].

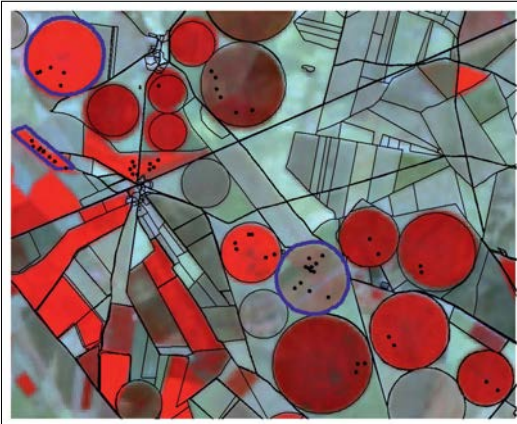
Pixel zu Pixel. Unter diesen Annahmen werden sich die Pixel in einem ( $3 \times 3$ ) gleitendem Fenster, beispielsweise wie in Abb. 3 gezeigt, abbilden. Nur eine einzige „soil-isoline“ wird alle neun Signaturen zufriedenstellend simulieren. Das heißt nur eine einzige Kombination aus  $ALA \times \alpha_{soil}$  ist für alle neun Signaturen zielführend, womit der LAI des zentralen Pixels (und der angrenzenden Pixel) eindeutig bestimmt werden kann. Gleiches gilt für die Arbeit im n-dimensionalen Merkmalsraum, der hier allerdings nicht illustriert werden kann.

#### 4. Anwendung des objekt-basierten Ansatzes auf Satellitendaten

Der beschriebene objekt-basierte Inversionsansatz wurde an Hand eines 8-kanaligen CHRIS/PROBA Datensatzes über Barrax (Spanien) überprüft (N  $30^{\circ} 3'$ , W  $2^{\circ} 6'$ ) (Abb. 4) [14]. Referenzmessungen zur Validierung des Verfahrens wurden innerhalb der inter-disziplinären ESA SPARC 2004 Kampagne [36] im Juli 2004 durchgeführt. Der Überflug fand am 16. Juli 2004 um 11:25 UTC statt. Ausgewertet wurde die Nadir-nächste Beobachtungsrichtung ( $8.4^{\circ}$ ) bei einem Sonnenzenitwinkel von  $21^{\circ}$  und einem relativen Azimut von  $138^{\circ}$ . Für die vorliegende Arbeit beschränkte man sich auf 3 Kulturen, für die das gewählte Strahlungstransfermodell (PROSPECT+SAIL [37] [38]) zufriedenstellend genau arbeitet: Luzerne, Knoblauch und Zuckerrübe. Details zum ausgewählten Datensatz finden sich in [14], sowie in [39] [40].

Zur Inversion des Strahlungstransfermodells wurde auf eine klassische LUT-Prozedur zurückgegriffen [30] [41] [42]. Bei diesem Ansatz wird eine große Anzahl von synthetischen Spektren simuliert und gemeinsam mit den korrespondierenden Parameterkombinationen in einer Datenbank (look-up-table) gespeichert. Ein gegebenes Reflexionsspektrum wird dann mit allen simulierten Spektren verglichen um die bestgeeignete Parameterkombination zu bestimmen („matching“ Verfahren).

In der vorliegenden Arbeit wurde die LUT-basierte Inversion 2-fach durchgeführt: (1) mit Hilfe des vorgeschlagenen objekt-basierten Ansatzes, und (2) zu Vergleichszwecken in der klassischen



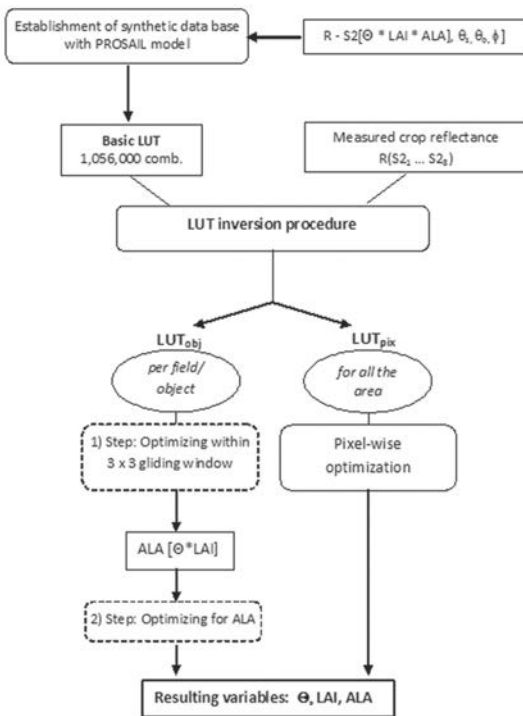
**Abb. 4:** Barrax Testgebiet in Südspanien (N 30° 3', W 2° 6') während der ESA SPARC 2004 Feldkampagne. Gezeigt ist ein Falschfarben RGB-Komposit des verwendeten CHRIS/PROBA Satellitensensors vom 16. Juli 2004. Die schwarzen Punkte stellen die Positionen der LAI-Feldmessungen dar. Blau umrandet sind die drei Felder, die für die vorliegende Arbeit ausgewertet wurden. Illustration aus [14].

(pixel-weisen) Variante (Abb. 5). Details finden sich in [14].

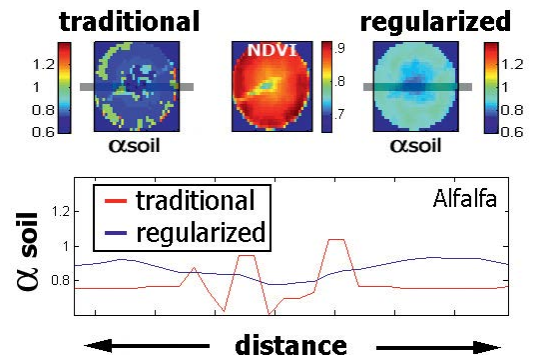
**4.1 Räumliche Kohärenz der invertierten bio-physikalischen Größen**

Bevor die geschätzten LAI Werte mit zeitgleich am Boden gemessenen Referenzwerten verglichen werden, sollen zunächst einige andere bio-physikalische Parameter auf ihre Plausibilität überprüft werden. Ein solcher Ansatz ist in Abb. 6 gewählt. Dargestellt sind die aus CHRIS/PROBA Daten geschätzten Bodenhelligkeiten ( $\alpha_{soil}$ ) aus dem traditionellen (links) und dem vorgeschlagenen Ansatz (rechts). Außerdem ist ein Profil durch das Zentrum des bewässerten Luzerne Feldes („Alfalfa“) dargestellt (unten). Es ist deutlich zu erkennen, dass der pixel-basierte Ansatz (in rot) eine hohe räumliche Variabilität der Bodenhelligkeit suggeriert, die wenig plausibel ist. Über sehr kurze räumliche Distanzen ergibt der pixel-basierte Ansatz Bodenhelligkeiten zwischen den Extremen ‚sehr hell‘ und ‚sehr dunkel‘. Plausibel erscheint dagegen das Ergebnis des vorgeschlagenen objekt-basierten Ansatzes (in blau) bei dem die Bodenhelligkeit nur graduell, und nur innerhalb engerer Grenzen, variiert.

Eine zu starke Variabilität und fehlende räumliche Kohärenz kann auch für die zwei anderen Kulturen sowie den Blatthaltungswinkel (ALA), die Bodenhelligkeit ( $\alpha_{soil}$ ) und den Blattchlorophyllgehalt (Cab) attestiert werden (Abb. 7). So sind beispielsweise Variationen (innerhalb eines Feldes) des Blatthaltungswinkels zwischen  $ALA = 20^\circ$  und  $ALA = 70^\circ$  völlig unplausibel, da alle Pflanzen genetisch identisch und in einem vergleichbaren Entwicklungsstadium sind. Zu-



**Abb. 5:** Illustration des vorgeschlagenen objekt-basierten (links) und des klassischen (pixel-basierten) Inversionsansatzes unter Zuhilfenahme eines look-up-table (LUT) Verfahrens. Illustration aus [14].



**Abb. 6:** Erzielte Ergebnisse für das Luzerne („alfalfa“) Feld. Dargestellt sind die geschätzten Bodenhelligkeiten ( $\alpha_{soil}$ ). (links) Klassischer (pixel-basierter) Inversionsansatz. (rechts) Vorgeschlagener objekt-basierter Ansatz. (unten) Horizontale Profile durch das Zentrum des Bewässerungsfeldes. Illustration aus [14].

dem wurden alle Felder bewässert und waren in einem ungestörten Zustand.

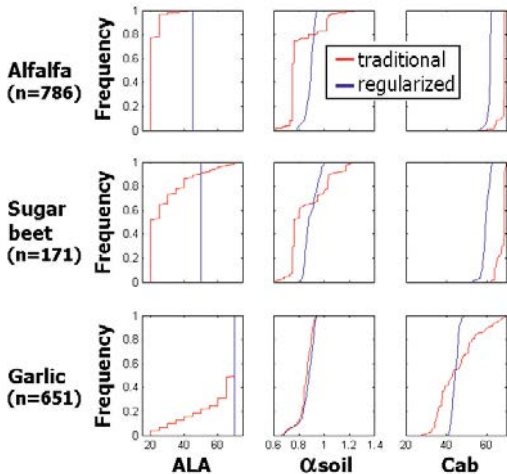


Abb. 7: Kumulierte Häufigkeitsverteilungen der geschätzten bio-physikalischen Größen Blatthal tungswinkel (ALA), Bodenhelligkeit ( $\alpha_{soil}$ ) und Blattchlorophyllgehalt (Cab) für die drei untersuchten Kulturen: Luzerne („alfalfa“), Zuckerrübe („sugar beet“) und Knoblauch („garlic“). Die Ergebnisse des klassischen (pixel-basierten) Ansatzes sind in rot dargestellt, die Ergebnisse des vorgeschlagenen objekt-basierten Ansatzes in blau. Die Skalierung der x-Achsen entspricht typischerweise vorkommenden Minimal- und Maximalwerten. Illustration aus [14].

#### 4.2 Vergleich gemessener und geschätzter LAI

Neben der Plausibilität der geschätzten Parameter wurde ein Vergleich der geschätzten und am Boden gemessenen LAI-Werte durchgeführt (Abb. 8). Insbesondere für die Messungen über Luzerne und Zuckerrübe ergab der pixel-basierte Ansatz einen insgesamt zu niedrigen (flachen) Blatthal tungswinkel (siehe auch Abb. 7 links). Diese ‚Fehlschätzung‘ wurde bei der pixel-basierten Modellinversion durch einen zu geringen LAI ‚kompensiert‘ (Abb. 8 rechts). Der objekt-basierte Ansatz (links) ergibt dagegen eine insgesamt wesentlich bessere LAI-Schätzung mit einem RMSE von  $0.54 \text{ m}^2/\text{m}^2$  im Vergleich zu  $1.46$  im pixel-basierten Ansatz. Ähnlich starke Differenzen wurden auch im Rahmen einer synthetisierten Datenreihe ermittelt [11].

#### 5. Schlussfolgerungen

In verschiedenen Arbeiten konnte gezeigt werden, dass die Verwendung physikalisch basier-

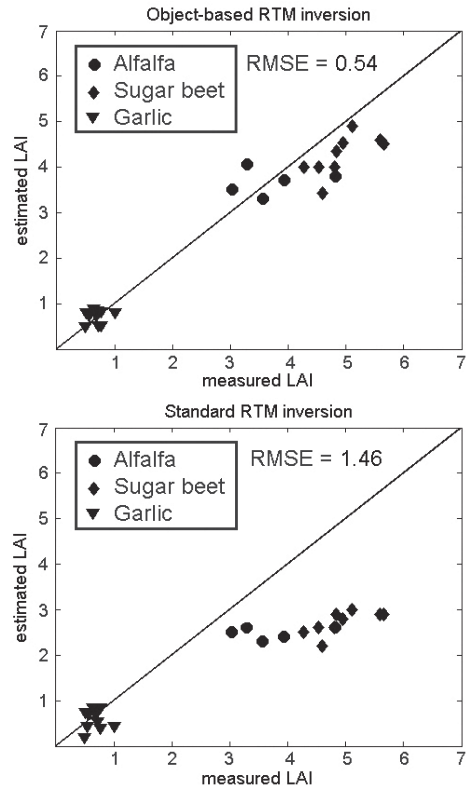


Abb. 8: Am Boden gemessene Referenzmessungen des LAI versus den aus CHRIS/PROBA Daten geschätzten Werten. (oben) Ergebnisse des vorgeschlagenen objekt-basierten Ansatzes. (unten) Traditioneller pixel-basierter Ansatz. RMSE in  $\text{m}^2/\text{m}^2$ . Illustration aus [14].

ter Reflexionsmodelle Vorteile gegenüber empirisch-statistischen Verfahren bietet. Gleichzeitig hat die Illustration des sogenannten „ill-posed“ Problems aber auch deutlich gemacht, dass selbst etablierte physikalisch basierte Reflexionsmodelle wie PROSPECT+SAIL an ihre Grenzen stoßen können. Dies ist immer dann der Fall, wenn verschiedene Parameterkombinationen zu sehr ähnlichen Reflexionssignaturen führen. In solchen Fällen kann das Inversionsergebnis stark variieren. Dies bedeutet, dass die Lösung im n-dimensionalen Merkmalsraum der bio-physikalischen Größen nicht eindeutig lokalisiert ist und teilweise zwischen verschiedenen Orten springt. Das Ergebnis ist mehr oder weniger zufällig und in vielen Fällen falsch.

Die bislang zur Lösung des „ill-posed“ Problems vorgeschlagenen Ansätze setzen allesamt Informationen voraus, die entweder extern beige-steuert werden müssen oder aber aus multi-tem-

poralen Aufnahmesequenzen abzuleiten sind. Um davon unabhängig zu werden, wurde ein Ansatz entwickelt, der die benötigten Informationen aus dem zu bearbeitenden Bild selbst extrahiert. Mit Hilfe der sogenannten Objektsignatur lassen sich wichtige bio-physikalische Vegetationsparameter (beispielsweise der Blattflächenindex LAI) mit höheren Genauigkeiten schätzen, als beim pixel-basierten Ansatz. Gleichzeitig nimmt die räumliche Kohärenz der invertierten Parameterfelder zu, womit ein insgesamt plausibleres Ergebnis präsentiert werden kann.

#### Literaturverzeichnis

- [1] *Curran, P.J., 1994*: Imaging spectrometry.- Progress in Physical Geography, 18(2): 247-266.
- [2] *Baret, F., 1991*: Vegetation canopy reflectance: Factors of variation and application for agriculture.- Hunt (Ed.): Physical measurements and signatures in remote sensing, France, 145-167.
- [3] *Danson, F.M., Curran, P.J., 1993*: Factors affecting the remotely sensed response of coniferous forest plantations.- Remote Sensing of Environment, 43: 55-65.
- [4] *Guyot, G., Guyon, D., Riom, J., 1989*: Factors affecting the spectral response of forest canopies: A review.- Geocarto International, 3: 43-60.
- [5] *Goel, N.S., 1987*: Models of vegetation canopy reflectance, their use in estimation of bio-physical parameters from reflectance data.- Remote Sensing Reviews, 4: 1-212.
- [6] *Tarantola, A. (2005)*: Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation. Society for Industrial and Applied Mathematics, 358 pages.
- [7] *Dorigo, W., Richter, R., Baret, F., Bamler, R. and Wagner, W. (2009)*: Enhanced automated canopy characterization from hyperspectral data by a novel two step radiative transfer model inversion approach. Remote Sensing, 1(4), 1139-1170.
- [8] *Houborg, R., Soegaard, H., Boegh, E. (2007)*: Combining vegetation index and model inversion methods for the extraction of key vegetation biophysical parameters using Terra and Aqua MODIS reflectance data. Remote Sensing of Environment, 106, 39-58.
- [9] *Houborg, R., Anderson, M., & Daughtry, C. (2009)*: Utility of an image-based canopy reflectance modeling tool for remote estimation of LAI and leaf chlorophyll content at the field scale. Remote Sensing of Environment, 113, 259-274.
- [10] *Clevers, J. G. P. W. & van Leeuwen, H. J. C. (1996)*. Combined use of optical and microwave remote sensing data for crop growth monitoring. Remote Sensing of Environment, 56(1), 42-51.
- [11] *Atzberger, C. (2004)*: Object-based retrieval of biophysical canopy variables using artificial neural nets and radiative transfer models. Remote Sensing of Environment, 93, 53-67.
- [12] *Curran, P.J. & Atkinson, P.M. (1998)*: Geostatistics and remote sensing. Progress in Physical Geography, 22(1), 61-78.
- [13] *Blaschke, T. (2010)*: Object based image analysis for remote sensing. ISPRS International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 65 (1), 2-16.
- [14] *Atzberger, C., Richter, K. (2012)*: Spatially constrained inversion of radiative transfer models for improved LAI mapping from future Sentinel-2 imagery.- Remote Sensing of Environment, 120: 208-218.
- [15] *Asrar, G. (1989)*: Theory and Applications of Optical Remote Sensing. Wiley Series in Remote Sensing.
- [16] *Asner, G.P., Scurlock, J.M.O., Hicke, J.A. (2003)*: Global synthesis of leaf area index observations: implications for ecological and remote sensing studies. Global Ecology and Biogeography, 12(3), 191-205.
- [17] *Baret, F., Fourty, T., 1997*: The limits of a robust estimation of canopy biochemistry. – Guyot & Phulpin (Ed.): Physical measurements and signatures in remote sensing, Balkema, Rotterdam, 413-420.
- [18] *Schueller, J.K., 1992*: A review and integrating analysis of spatially-variable control of crop production.- Fertilizer Research, 33: 1-34.
- [19] *Moran, S.M., Inoue, Y., Barnes, E.M., 1997*: Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. – Remote Sensing of Environment, 61: 319-346.
- [20] *Franklin, S.E., 2001*: Remote sensing for sustainable forest management. – Boca Raton, Lewis Publishers
- [21] *Baret, F., Weiss, M., Troufleau, D., Prevot, L., Combal, B., 2000*: Maximum information exploitation for canopy characterisation by remote sensing. – Aspects of Applied Biology 60 – Remote sensing in agriculture: 71-82.
- [22] *Baret, F., Buis, S. (2008)*: Estimating canopy characteristics from remote sensing observations. Review of methods and associated problems. In S. Liang (ed.), Advances in Land Remote Sensing: System, Modeling, Inversion and Application. Springer Netherlands, pp. 172-301.
- [23] *Verstraete, M.M., Pinty, B., Myneni, R.B., 1996*: Potential and limitations of information extraction on the terrestrial biosphere from satellite remote sensing.- Remote Sensing of Environment, 58: 201-214.
- [24] *Combal, B., Baret, F., Weiss, M., Trubuil, A., Macé, D., Pragnère, A. (2002b)*: Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance using prior information to solve the ill-posed inverse problem. Remote Sensing of Environment, 84, 1-15.
- [25] *Atzberger, C. (2003)*: Möglichkeiten und Grenzen der fernerkundlichen Bestimmung biophysikalischer Vegetationsparameter mittels physikalisch basierter Reflexionsmodelle. – Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, 1: 51-61.
- [26] *Goel, N.S. (1989)*: Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data. In: G. Asrar (Ed.), Theory and Applications of Optical Remote Sensing, Wiley, New York, 205–251.
- [27] *Jacquemoud, S. (1993)*: Inversion of the PROSPECT+SAIL canopy reflectance model from AVIRIS equivalent spectra: theoretical study. Remote Sensing of Environment, 44, 281-292.
- [28] *Jacquemoud, S., Baret, F., Andrieu, B., Danson, F.M., & Jaggard, K. (1995)*: Extraction of vegetation biophysical parameters by inversion of the PROSPECT +SAIL

- models on sugar-beet canopy reflectance data – application to TM And AVIRIS sensors. *Remote Sensing of Environment*, 52, 163-172.
- [29] *Combal, B., Baret, F. and Weiss, M. (2002a)*: Improving canopy variables estimation from remote sensing data by exploiting ancillary information. Case study on sugar beet canopies. *Agronomie* 22 (2), 205-215.
- [30] *Darvishzadeh, R., Skidmore, A.K., Schlerf, M., Atzberger, C., Corsi, F., Cho, M.A. (2008)*: LAI and chlorophyll estimated for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 63(4), 409-426.
- [31] *Koetz, B., Baret, F., Poilve, H., & Hill, J. (2005)*: Use of coupled canopy structure dynamic and radiative transfer models to estimate biophysical canopy characteristics. *Remote Sensing of Environment*, 95, 115-124.
- [32] *Lauvernet, C., Baret, F., Hascoët, L., Buis, S., Le Dimet, F.-X. (2008)*: Multitemporal-patch ensemble inversion of coupled surface-atmosphere radiative transfer models for land surface characterization. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 851-861.
- [33] *Poilve, H., 2002*: CROMA: Crop Reflectance Operational Models for Agriculture, Final report, EC research project EVG1-CT-2000-00027.
- [34] *Delecolle, R., Maas, S., Guerif, M., Baret, F., 1992*: Remote sensing and crop production models: Present trends. – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 47: 145-161.
- [35] *Atzberger, C. (1997)*: Estimates of winter wheat production through remote sensing and crop growth modelling. A case study on the Camargue region. Verlag für Wissenschaft und Forschung, Berlin.
- [36] *Moreno, J., Melia, J., Sobrino, J. A., et al. (2004)*: The SPECTRA Barrax Campaign (SPARC): Overview and first results from CHRIS data. *Proceedings of 2nd CHRIS/PROBA Workshop, Frascati, Italy, ESA-ESRIN*.
- [37] *Jacquemoud, S., Verhoef, W., Baret, F., Bacour, C., Zarco-Tejada, P.J., Asner, G.P., Francois, C., & Ustin, S.L. (2009)*: PROSPECT + SAIL models: A review of use for vegetation characterization. *Remote Sensing of Environment*, 113, 56-66.
- [38] *Verhoef, W. (1984)*: Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16, 125-141.
- [39] *Richter, K., Atzberger, C., Vuolo, F., Weihs, P. D'Urso, G. (2009)*: Experimental assessment of the Sentinel-2 band setting for RTM-based LAI retrieval of sugar beet and maize. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 35(3), 230-247.
- [40] *Richter, K., Atzberger, C., Vuolo, F., D'Urso, G. (2010)*: Evaluation of Sentinel-2 spectral sampling for radiative transfer model based LAI estimation of wheat, sugar beet, and maize. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(2): 458-464.
- [41] *Weiss, M., Baret, F., Myneni, R.B., Pragnere, A., & Knjazikhin, Y. (2000)*: Investigation of a model inversion technique to estimate canopy biophysical variables from spectral and directional reflectance data. *Agronomie*, 20, 3-22.
- [42] *Kimes, D., Knjazikhin, Y., Privette, J. L., Abuelgasim, A. and Gao, F. (2000)*: Inversion methods for physically-based models. *Remote Sensing Reviews*, 18, 381-440.

#### Anschrift der Autoren

Prof. Dr. Clement Atzberger, Institut für Vermessung, Fernerkundung und Geoinformation (IVFL) an der Universität für Bodenkultur (BOKU), Wien, Peter Jordan Straße 82, 1190 Wien.  
E-Mail: clement.atzberger@boku.ac.at

Dr. Katja Richter, Department für Geographie, Lehrstuhl für Geographie und geographische Fernerkundung, Ludwig-Maximilians Universität München, Luisenstraße 37, 80333 München.  
E-Mail: k.richter@iggf.geo.uni-muenchen.de