

**Franz Kurz**

**Schätzung von Vegetationsparametern  
aus multispektralen Fernerkundungsdaten**

**München 2003**

---

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

Schätzung von Vegetationsparametern  
aus multispektralen Fernerkundungsdaten

Vollständiger Abdruck  
der von der Fakultät für Bauingenieur- und Vermessungswesen  
der Technischen Universität München  
zur Erlangung des akademischen Grades  
eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)  
genehmigten Dissertation

vorgelegt von

Dipl.-Ing. Franz Kurz

München 2003

---

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

Adresse der Deutschen Geodätischen Kommission:

**Deutsche Geodätische Kommission**

Marstallplatz 8 • D – 80 539 München

Telefon (089) 23 031 113 • Telefax (089) 23 031 – 283/– 100

E-mail hornik@dgfi.badw.de • <http://www.dgfi.badw.de/dgfi/DGK/dgk.html>

Prüfungskommission:

Vorsitzender: Univ.-Prof. Dr.-Ing. R. Rummel

Prüfer der Dissertation: 1. Univ.-Prof. Dr.-Ing. H. Ebner  
2. Univ.-Prof. Dr.-Ing. O. Hellwich, TU Berlin  
3. Univ.-Prof. Dr.rer.nat. R. Lasser

Die Dissertation wurde am 16.1.2003 bei der Technischen Universität München eingereicht  
und durch die Fakultät für Bauingenieur- und Vermessungswesen am 22.4.2003 angenommen

---

© 2003 Deutsche Geodätische Kommission, München

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

## Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit wird ein Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern aus multispektralen Fernerkundungsdaten unter Verwendung von physikalischen Strahlungstransfer-Modellen und einer geringen Anzahl von Bodenmessungen vorgestellt. Dieses Verfahren wurde über einen Zeitraum von zwei Jahren exemplarisch an verschiedenen Winterweizenfeldern getestet, die mit einem *Daedalus* ATM Multispektralscanner aufgenommen wurden. Von besonderem Interesse sind hierbei die Schwankungen der Vegetationsparameter innerhalb einzelner Felder. Aus diesen Schwankungen können Informationen über Bodenheterogenitäten abgeleitet werden, die in der Teilschlagbewirtschaftung (*precision farming*) eine wichtige Rolle spielen. Zur Schätzung der Vegetationsparameter werden verschiedene physikalische Strahlungstransfer-Modelle mit einem linearen empirischen Modell kombiniert und mit numerischen Optimierungsverfahren invertiert. Vor Ort gemessene Vegetationsparameter dienen zur Elimination verschiedener Fehlereinflüsse durch lineare empirische Anpassung der physikalischen Modelle. Die Resultate der Modellinversionen mit synthetischen und realen Datensätzen zeigen, dass bei der getesteten Konfiguration vier Vegetationsparameter, der Blattflächenindex, der Chlorophyllgehalt, die spezifische Trockenmasse und der spezifische Wassergehalt, schätzbar sind. Die Stärke dieses Verfahrens liegt in der umfassenden robusten Modellierung, die es erlaubt, mehrere Vegetationsparameter mit einem Minimum an erforderlichen Bodenmessungen zuverlässig zu schätzen. Das erzielte Genauigkeitsniveau der Schätzergebnisse erreicht dabei das Niveau der Bodenmessungen.

## Abstract

In this thesis a method to estimate vegetation parameters from multispectral remote sensing data using physical radiative transfer models and a small amount of ground-truth data is proposed. During two years this method has been exemplarily validated for different winter wheat fields imaged by a *Daedalus* ATM multispectral scanner. The focus lies on the variations of vegetation parameters within single fields. These variations allow to derive information about soil heterogeneities, which are important parameters for precision farming applications. For the estimation of vegetation parameters, physical radiative transfer models are combined with a linear empirical model and inverted with numerical optimisation methods. Ground-truth measurements are employed to reduce errors by a linear empirical fitting of the applied physical models. Results of model inversions with synthetic and real datasets show, that four vegetation parameters, leaf area index, chlorophyll content, specific dry matter, and specific water content are estimable assuming the given configuration. The strength of this method lies on the comprehensive and robust modelling, which assures reliable estimation of several vegetation parameters with a minimum number of ground-truth measurements. The accuracies of the estimated parameters are comparable with the quality of the ground-truth measurements.



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>9</b>
1.1	Einführung in die Thematik	9
1.2	Zielsetzung und Inhalt der Arbeit	9
<b>2</b>	<b>Modelle und Methoden zur Schätzung von Vegetationsparametern</b>	<b>11</b>
2.1	Vegetationsparameter	11
2.1.1	Die Architektur der Pflanzen	11
2.1.2	Die Struktur von Blättern	13
2.1.3	Messmethoden zur Bestimmung von Vegetationsparametern	15
2.2	Die spektralen Eigenschaften der Vegetation	16
2.2.1	Eigenschaften der gerichteten Signatur	16
2.2.2	Eigenschaften der spektralen Signatur	17
2.2.3	Einflussgrößen auf das Fernerkundungssignal	19
2.2.4	Vegetationsindizes	19
2.3	Die Rolle der Fernerkundung in der Teilschlagbewirtschaftung	20
2.3.1	Sensoren	21
2.3.2	Methoden	21
2.3.3	Quantitative Schätzverfahren	22
2.4	Physikalische Strahlungstransport-Modelle in der optischen Fernerkundung	24
2.4.1	Überblick	24
2.4.2	Der Strahlungstransport am Sensor und in der Atmosphäre	25
2.4.2.1	Allgemein	25
2.4.2.2	Die Modellierung der Strahlung am Sensor	25
2.4.2.3	Das SOLSPEC Modell	26
2.4.3	Der Strahlungstransport in der Vegetationsschicht	27
2.4.3.1	Modelle für Vegetationsschichten	27
2.4.3.2	Die Vierstrom-Approximation	28
2.4.3.3	Das SAIL Modell	29
2.4.4	Der Strahlungstransport in Blättern	29
2.4.4.1	Spektrale Blattmodelle	29
2.4.4.2	Die plate-Approximation	30
2.4.4.3	Das PROSPECT Modell	32
2.4.5	Die Reflexion am Boden	33
2.4.5.1	Allgemein	33
2.4.5.2	Verwendete Bodenmodelle	33
2.5	Bisherige Arbeiten zur Schätzung von Vegetationsparametern	33
2.5.1	Arbeiten zur Inversion physikalischer Modelle	34
2.5.2	Empirische und semi-empirische Verfahren	35
2.5.3	Folgerungen für die Entwicklung eines neuen Verfahrens	37

<b>3</b>	<b>Ein neues Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern</b>	<b>38</b>
3.1	Überblick	38
3.2	Physikalische Modelle	39
3.3	Empirisches Modell	39
3.4	Mathematische Methoden zur Inversion der Modelle	41
3.4.1	Simuliertes annealing	43
3.4.2	Die vermittelnde Ausgleichung	43
3.5	Die Implementierung der Modellinversion	44
3.5.1	Der Daedalus Multispektralscanner	44
3.5.2	Der Inversionsprozess	45
3.5.3	Die Berechnung von Näherungswerten	48
3.5.4	Darstellung des mathematischen Modells	50
3.6	Simulationen zur Modellinversion	52
3.6.1	Untersuchung der Invertierbarkeit	52
3.6.2	Einfluss von Bodenkontroll- und Neupunkten	55
3.6.3	Elimination von Fehlern durch das empirische Modell	58
3.6.4	Vergleich von simultaner und getrennter Punkt-für-Punkt Schätzung	59
3.7	Zusammenfassung	60
<b>4</b>	<b>Validierung des neuen Schätzverfahrens</b>	<b>62</b>
4.1	Datengrundlagen	62
4.1.1	Versuchsflächen	62
4.1.2	Fernerkundungsdaten	63
4.1.3	Bodenmessungen	64
4.1.4	Georeferenzierung	65
4.2	Schätzung der Vegetationsparameter mit realen Daten	65
4.2.1	Vorverarbeitung	66
4.2.2	Durchführung der Modellinversion	66
4.3	Überprüfung der Zuverlässigkeit des neuen Schätzverfahrens	67
4.3.1	Untersuchung der Genauigkeiten	69
4.3.2	Überprüfung der Linearität des empirischen Modells	70
4.3.3	Einfluss der Bodenkontrollpunkte	72
4.3.4	Einfluss konstanter Parameter	72
4.3.5	Zusammenstellung der Ergebnisse	74
4.4	Vergleich mit Standardverfahren	74
4.4.1	Schätzung des Blattflächenindex mit dem WDVI (weighted difference vegetation index)	74
4.4.2	Schätzung der Vegetationsparameter mit multipler Regression	76
4.5	Zusammenfassung	77
<b>5</b>	<b>Strategien zum Einsatz des Verfahrens</b>	<b>78</b>
5.1	Die Rolle der Datengrundlagen	78
5.1.1	Fruchtart	78
5.1.2	Fernerkundungssensoren	79
5.2	Bodenkontrollpunkte	79
5.2.1	Anzahl und Verteilung	80
5.2.2	Auswahl vor Ort	80
5.2.3	Messverfahren	81
5.3	Aspekte der Modellinversion	81
5.3.1	Rechenzeiten	81
5.3.2	Auswahl der Neupunkte	81
5.3.3	Glättung der Fernerkundungsdaten	82
5.4	Anwendungen des neuen Schätzverfahrens	83

<b>6</b>	<b>Diskussion und Ausblick</b>	<b>85</b>
6.1	Zusammenstellung des Verfahrens	85
6.2	Bewertung der Ergebnisse	85
6.3	Ausblick	87
<b>A</b>	<b>Anhang</b>	<b>88</b>
A.1	Die allgemeine Strahlungstransport-Gleichung	88
A.1.1	Beschreibung	88
A.1.2	Anpassung an Vegetationsschichten	88
A.2	Das Sensormodell	89
A.3	Ergänzungen zur Vierstrom-Approximation	89
A.3.1	Die Koeffizienten der Vierstrom-Approximation	89
A.3.2	Bestimmung der Absorptions- und Streukoeffizienten gemäßSAIL Modell	90
A.4	Ergänzungen zur elliptischen Blattwinkelverteilung	91
A.5	Bildverarbeitungsmethoden zur Elimination von Störsignalen	91
A.5.1	Kantenfilter (Hochpassfilter)	92
A.5.2	Texturfilter	92
A.5.3	Segmentation	93
A.5.4	Hauptachsentransformation	93
	<b>Verzeichnis der Variablen/Abkürzungen</b>	<b>95</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>97</b>



# 1. Einleitung

## 1.1 Einführung in die Thematik

Thema dieser Arbeit ist die Schätzung von Vegetationsparametern aus multispektralen Fernerkundungsdaten. Dieses Thema spielt in der Landwirtschaft und insbesondere in der Teilschlagbewirtschaftung (*precision farming*) eine wichtige Rolle. Die Teilschlagbewirtschaftung hat zum Ziel Pflanzen auf landwirtschaftlichen Schlägen entsprechend ihren individuellen Ernährungs- und Entwicklungszuständen zu behandeln. Im Extremfall unterscheiden sich die Zustände aufgrund lokaler Gegebenheiten von Pflanze zu Pflanze. Deshalb besteht großer Bedarf an genauen Informationen über den aktuellen Pflanzenstatus und über die Eigenschaften des Bodens. Fernerkundung hat das Potential signifikante Informationen für die Teilschlagbewirtschaftung berührungslos und flächenhaft zu liefern.

Eine Vorgehensweise zur Bereitstellung dieser Informationen ist, aussagekräftige Parameter der Vegetation aus optischen Fernerkundungsdaten flächenhaft zu schätzen. Diese Parameter charakterisieren den aktuellen Pflanzenstatus und lassen Rückschlüsse auf die Bodeneigenschaften oder den Ernährungszustand der Pflanzen zu. Für solche bioindikative Ansätze werden Modelle und Methoden benötigt, um den Zusammenhang zwischen Fernerkundungssignal und den Vegetationsparametern zum einen und zwischen den Vegetationsparametern und den Bodeneigenschaften zum anderen zu bestimmen. Diese Arbeit spezialisiert sich auf die Entwicklung eines Verfahrens, das den Zusammenhang zwischen Fernerkundungssignal und Vegetationsparametern schätzt.

Prinzipiell ist diese Aufgabenstellung bereits mit rein empirischen Modellen gelöst worden. Bei diesen Modellen wird der Zusammenhang zwischen Fernerkundungssignal und den einzelnen Vegetationsparametern ohne Wissen über die physikalischen Zusammenhänge abgeleitet. Dazu werden Werte der Bodenmessungen (*ground truth*) von Vegetationsparametern an einzelnen Standorten in Verbindung mit den beobachteten Grauwerten des Sensors gebracht. Verschiedene Interpolationstechniken werden angewendet, um Vegetationsparameter an anderen Standorten allein aus beobachteten Grauwerten abzuleiten. Der Nachteil bei dieser rein empirischen Vorgehensweise ist, dass nichtlineare Beziehungen nur dann korrekt modelliert werden können, wenn eine genügend große Anzahl von Bodenmessungen vorliegt, die sowohl im Wertebereich der Grauwerte als auch im Wertebereich der Vegetationsparameter gut verteilt sind. Besonders bei multidimensionalen Parameterräumen ist es nicht einfach diese Vorgabe zu erfüllen, da die Standorte der Bodenmessungen ohne explizites Wissen über die tatsächlich auftretenden Wertebereiche der Vegetationsparameter ausgewählt werden müssen. Sogar bei linearen Beziehungen kann dieses Problem zu Fehlern führen, da u. U. extrapoliert werden muss.

Die Entwicklung von physikalischen Modellen steigert das Verständnis über die komplexen Zusammenhänge zwischen Pflanzen, Strahlung und Sensoren, das notwendig ist, um sichere Informationen über die Vegetation zu gewinnen. Eine Anwendung von rein physikalischen Verfahren auf reale Datensätze zur Schätzung von Vegetationsparametern ist jedoch nur mit gesteigertem Modellierungsaufwand möglich. Die erreichbaren Genauigkeiten bei den rein physikalischen Verfahren sind speziell für Anwendungen in der Teilschlagbewirtschaftung und Bodenkunde noch nicht ausreichend.

## 1.2 Zielsetzung und Inhalt der Arbeit

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung eines neuen Verfahrens zur Schätzung von Vegetationsparametern, das die Vorteile einer empirischen und die einer physikalischen Modellierung verbindet und die Anforderungen der Teilschlagbewirtschaftung und Bodenkunde erfüllt. Dazu wird der funktionelle Zusammenhang zwischen Fernerkundungssignal und Vegetationsparametern anhand von bereits bestehenden physikalischen Strahlungstransport-Modellen und einem empirischen Modell bestimmt.

Physikalische Strahlungstransport-Modelle liefern den funktionellen Zusammenhang zwischen den beobachteten Grauwerten des Sensors und den Vegetationsparametern. Bei der Auswahl der Modelle wurde darauf geachtet, dass durch einen Inversionsprozess relevante Parameter schätzbar sind und diese Modelle auch eine genügend große Komplexität haben, um möglichst viele Einflussfaktoren auf die Grauwerte des Sensors zu erfassen. In dieser Arbeit werden das *SAIL* Modell in Verbindung mit dem *PROSPECT* und *SOLSPEC* Modell verwendet.

Empirische Modellierung wird eingesetzt, um die physikalischen Modelle an lokale Charakteristika und Sensoreigenschaften anzupassen. Die Schätzung von Vegetationsparametern würde ohne empirische Anpassung aufgrund verschiedener Fehlereinflüsse zu fehlerhaften Ergebnissen führen. Eine empirische Anpassung hat den Vorteil, dass Fehler in den einzelnen Systemkomponenten, z. B. im Sensor, eliminiert werden können. Bei der Schätzung von ausgewählten Vegetationsparametern werden numerische Schätz- oder Inversionsverfahren angewandt, da eine analytische Berechnung der Vegetationsparameter aufgrund der Komplexität der Modelle nicht möglich ist. In dem neuen Verfahren werden simuliertes annealing (nichtlineares Optimierungsverfahren) sowie eine lineare „Kleinste Quadrate“ Ausgleichung im Gauß-Markov Modell verwendet.

An das Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern werden von Seiten der Boden- und Agrarwissenschaften bestimmte Anforderungen bzgl. Mess- und Prozessierungsaufwand, räumlicher Auflösung der Karten sowie der Genauigkeiten der Parameter gestellt. Diese Anforderungen müssen bei der Entwicklung des Verfahrens berücksichtigt werden. Weitere formale Bedingungen sind zum einen die Beschränkung des Verfahrens auf Winterweizen, weil diese Fruchtart in bestimmten Entwicklungsstadien die Charakteristika des Bodens abbildet, zum anderen die ausschließliche Verwendung des *Daedalus* Multispektralscanners<sup>1</sup>.

Ziele dieser Arbeit sind die Entwicklung und Validierung des neuen Schätzverfahrens mit Hilfe synthetischer und real gemessener Daten, sowie die Entwicklung von Strategien zur praktischen Anwendung des Verfahrens. Ergebnisse belegen die erreichbaren Genauigkeiten, die Leistungsfähigkeit und Grenzen der empirischen und physikalischen Modellierung.

### *Aufteilung der Arbeit*

Die Arbeit ist wie folgt gegliedert, wobei in den Abschnitten 3 bis 5 die eigenen Arbeiten dargestellt werden.

Abschnitt 2 gibt eine Einführung in die Modellierung der Vegetation, beschreibt die Abbildung der Vegetation im Fernerkundungssignal, erläutert bestehende Prinzipien zur Schätzung von Vegetationsparametern und gibt einen Überblick über bereits bestehende Schätzverfahren. Den Schwerpunkt bildet die Beschreibung der verschiedenen physikalischen Modellierungsprinzipien mit einer detaillierten Beschreibung der später verwendeten physikalischen Modelle.

In Abschnitt 3 werden die Grundlagen des neuen kombinierten Schätzverfahrens mit physikalischen und empirischen Modellen erläutert. Verschiedene physikalische Modelle und ein empirisches Modell werden miteinander kombiniert, um letztendlich durch eine Modellinversion vier Vegetationsparameter zu schätzen. Dazu werden anhand von Simulationsrechnungen die Modelle auf Invertierbarkeit getestet und die erreichbaren Genauigkeiten abgeschätzt. Verschiedene Einflüsse auf die Genauigkeiten der Vegetationsparameter werden untersucht. Das Neue an diesem Verfahren ist die Verbesserung der herkömmlichen physikalischen Modellinversion durch ein empirisches Modell, dessen Leistungsfähigkeit bzgl. der Elimination von Modellfehlern mit Simulationsrechnungen nachgewiesen wird.

In Abschnitt 4 wird das neue Schätzverfahren mit real gemessenen Daten verifiziert. Während zwei Befliegungs- und Messkampagnen in den Jahren 2000 und 2001 wurden *Daedalus* Scannerdaten aufgezeichnet und mehrere Vegetationsparameter an Messpunkten vor Ort gemessen. Die Befliegungs- und Messkampagnen fanden im Versuchsgebiet Scheyern an verschiedenen ökologisch bewirtschafteten Schlägen mit Winterweizen statt. Mit den gemessenen Daten wurden Modellinversionen durchgeführt, um die Genauigkeit der Schätzergebnisse zu überprüfen. Ein Vergleich der Schätzergebnisse mit den Ergebnissen aus Standardverfahren zeigt die Vorteile des neuen Verfahrens.

Abschnitt 5 vertieft einige Aspekte der Anwendung des Verfahrens in der Teilschlagbewirtschaftung und den Bodenkunde, u.a. wird gezeigt, wie das neue Schätzverfahren in der Praxis eingesetzt werden könnte. Eine wichtige Rolle spielen die Fruchtart, der eingesetzte Fernerkundungssensor, die erforderlichen Rechenzeiten und die Wahl der Messpunkte vor Ort.

Abschnitt 6 enthält eine Zusammenfassung sowie eine Wertung der erzielten Ergebnisse. Darüber hinaus werden Vorschläge für weitere Forschungs- und Entwicklungsarbeiten gemacht.

Im Anhang werden einzelne grundlegende Gleichungen der Strahlungstransport-Theorie erläutert. Der Schwerpunkt liegt dabei auf den Lösungen der Strahlungstransport-Gleichung bei den verwendeten physikalischen Modellen. Zusätzlich wird der Einsatz von Standardbildverarbeitungsmethoden zur Elimination von Störsignalen in den Fernerkundungsdaten an Beispielen dargestellt.

---

<sup>1</sup>Im Forschungsverbund Agrarökosysteme München (Abkürzung *FAM*), der die Arbeit technisch und finanziell unterstützt hat, wird gegenwärtig der *Daedalus* Multispektralscanner als Standardsensor eingesetzt, d.h. der Sensor wird als gegeben vorausgesetzt

## 2. Modelle und Methoden zur Schätzung von Vegetationsparametern

Dieser Abschnitt führt in die Modellierung der Vegetation ein, beschreibt die spektralen Eigenschaften der Vegetation und Anwendungen der optischen Fernerkundung in der Landwirtschaft. Ein Überblick über bestehende empirische und physikalische Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern wird erstellt. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Beschreibung der physikalischen Modellierung des Strahlungsports anhand ausgewählter Modelle, die auch für das neue Schätzverfahren (siehe Kapitel 3) verwendet werden.

### 2.1 Vegetationsparameter

In den nachfolgenden Kapiteln werden allgemein die Modellierungsprinzipien der Vegetation erläutert, einzelne Vegetationsparameter beschrieben und Methoden dargestellt, mit denen die Vegetationsparameter bestimmt werden können. Es wird in biophysikalische und biochemische Modellierung unterschieden. Die biophysikalische Modellierung befasst sich mit der Architektur der Pflanzen, deren wichtigste Bestandteile beim Beispiel Getreidepflanzen Blätter, Halme und Ähren sind. Diese Bestandteile sind charakteristisch im Raum angeordnet und orientiert. Die biochemische Modellierung beschreibt die chemische Zusammensetzung der Pflanzen, insbesondere die chemischen Bestandteile und Strukturen der einzelnen Blätter. Sowohl die Pflanzenarchitektur als auch die chemische Zusammensetzung haben Einfluss auf das Fernerkundungssignal. Eine einfache Modellierung auf der Skala von Einzelpflanzen ist aufgrund der Vielfalt und Komplexität sehr schwierig. Im folgenden werden Parameter festgelegt, welche die biophysikalischen und biochemischen Eigenschaften der Vegetation möglichst einfach, prägnant und übertragbar beschreiben.

#### 2.1.1 Die Architektur der Pflanzen

Die Architektur der Pflanzen wird durch die Menge, Lage, Größe und Orientierung der einzelnen Pflanzenbestandteile charakterisiert. Verzichtet man auf die explizite Darstellung jedes einzelnen Elements der Pflanze, kann man die Menge, Lage und Orientierung der Bestandteile durch die Parameter Flächendichte und Winkelverteilung modellieren. Den höchsten Detaillierungsgrad bietet eine Unterscheidung in Blätter, Halme, Ähren und Streu. Die Blätter spielen aufgrund ihrer Häufigkeit und ihrer charakteristischen spektralen Eigenschaften eine dominierende Rolle in der Fernerkundung. Deshalb beschränken sich nachfolgende Ausführungen ausschließlich auf Blätter.

##### *Blattfläche*

Mit Hilfe der Blattflächendichte  $d_L(z)$  lässt sich die Menge und Lage der Blätter innerhalb einer dreidimensionalen Vegetationsschicht beschreiben. Sie ist definiert als die einseitige grüne Blattfläche pro Volumeneinheit und ist im allgemeinen von der Tiefe  $z$  abhängig. Von der Blattflächendichte lässt sich der Blattflächenindex  $LAI$  (leaf area index) durch Integration über die Schichtdicke  $T$  ableiten.

$$LAI = \int_0^T d_L(z) dz \quad (2.1)$$

Der Blattflächenindex  $LAI$  ist definiert als die Gesamtsumme der grünen Blattfläche bezogen auf die Grundfläche. Dieser Index ist eine fundamentale Größe zur Charakterisierung der Vegetationsschicht, die Eingang findet in Modelle der Evapotranspiration und Photosynthese, des Wachstums, der Produktivität, des Ertrags und des Strahlungsports. Der Blattflächenindex dient als Schnittstellenparameter zwischen den Methoden der Fernerkundung und den Methoden der Atmosphären-, Boden- und Pflanzenkunde, da sich in den Blättern Blattpigmente befinden, die sowohl für den Stoff- und Energieumsatz als auch für die spektralen Eigenschaften der Blätter verantwortlich sind.

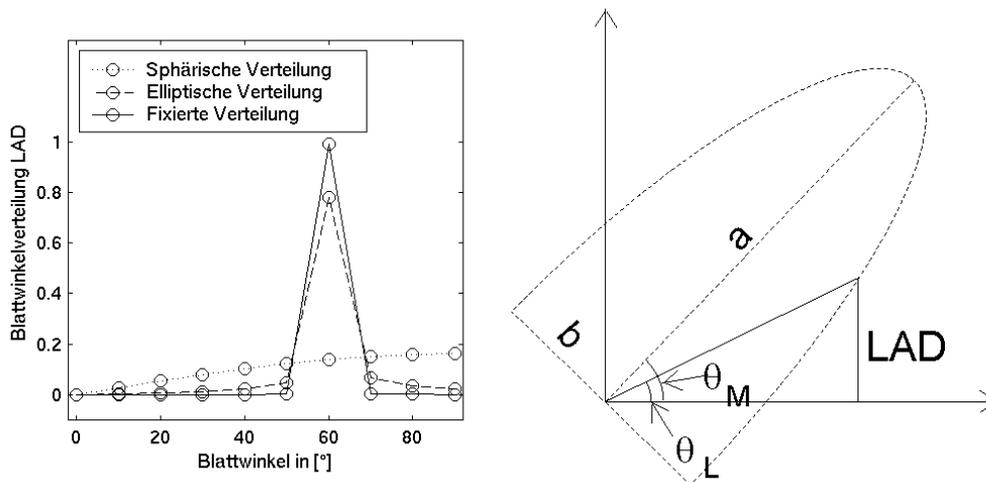
##### *Blattwinkel*

Ein weiterer wichtiger Parameter zur Modellierung der Pflanzenarchitektur ist die allgemeine eindimensionale Blattwinkelverteilungsfunktion  $g_L(\vec{\Omega}_L, z)$ . Sie gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass ein Blatt in einer bestimmten Tiefe  $z$  die Blattnormale  $\vec{\Omega}_L(\theta_L, \phi_L)$  aufweist. Die Blattnormale wird durch die Zenitdistanz  $\theta_L$  und das Azimut  $\phi_L$  angegeben. Wird nun angenommen, dass die Blattwinkelverteilungsfunktion unabhängig von der Tiefe  $z$  und unabhängig vom Azimut der Blattnormalen  $\phi_L$ , also rotationsinvariant ist, vereinfacht sich die Blattwinkelverteilungsfunktion zu  $g_L(\theta_L)$ . Die nur von  $\theta_L$  abhängige Blattwinkelverteilungsfunktion wird im nachfolgenden als  $LAD(\theta_L)$  (leaf angle distribution) bezeichnet und gibt die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Blattneigung  $\theta_L$  innerhalb der Vegetationsschicht im Bereich von  $\theta_L = 0^\circ$  (horizontal) bis  $\theta_L = 90^\circ$  (vertikal) an.

Allgemein wird die Blattwinkelverteilung natürlicher Pflanzenarten in fünf Kategorien eingeteilt: *planophil* (meist horizontale Blätter), *erectophil* (meist vertikale Blätter), *plagiophile* (meist Blätter mittlerer Neigung), *extremophile* (wenig Blätter mittlerer Neigung) und *uniform* (Blätter sind in der Neigung gleichverteilt). Um natürliche Blattwinkelverteilungsfunktionen unabhängig von der jeweiligen Kategorie mit wenigen Parametern darstellen zu können, sind bereits verschiedene Verteilungsfunktionen entwickelt worden. Die explizite Angabe des *LAD* mit vielen Parametern kann somit durch eine Darstellung mit wenigen Parametern ersetzt werden.

1. Die *sphärische* Verteilung ohne Parameter ist eine der einfachsten Verteilungen und ist sinusförmig  $LAD(\theta_L) = \sin(\theta_L)$ . Sie stellt eine Besonderheit dar, da eine analytische Lösung der allgemeinen Strahlungstransport-Gleichung (siehe Kapitel A.1) meist nur mit einer *sphärischen* Verteilungsfunktion möglich ist. Diese Verteilung eignet sich am besten für *erectophile* Pflanzen.
2. Die Eulersche  $\beta$ -Funktion  $\beta(\mu, \nu)$  kann mit den zwei Parametern  $\mu$  und  $\nu$  an *planophile*, *plagiophile* oder *erectophile* Pflanzen angepasst werden (GOEL und STREBEL 1984). Zwischen den Parametern  $\mu$  bzw.  $\nu$  der  $\beta$ -Funktion und dem mittleren Blattwinkel *ALA* (average leaf angle) bzw. der Varianz des mittleren Blattwinkels besteht ein funktioneller Zusammenhang, d.h. die Funktion kann an tatsächliche Gegebenheiten angepasst werden.
3. Die fixierte Blattwinkelverteilung ist ein Spezialfall der kontinuierlichen Blattwinkelverteilung, bei der nur ein bestimmter Blattwinkel  $\theta_{kon.st.}$  auftritt (ROSS und MARSHAK 1989), und wird für *planophile*, *erectophile* und *plagiophile* Vegetationsarten verwendet. Die Blattwinkelverteilungsfunktion lässt sich mit Hilfe der Dirac  $\delta$ -Funktion wie folgt darstellen:  $LAD(\theta_L) = \delta(\theta_L - \theta_{kon.st.})$
4. Die elliptische Verteilung mit den Parametern modaler Blattwinkel  $\theta_M$  und Exzentrizitätsmaß  $\epsilon$  (KUUSK 1995) wird für *planophile*, *plagiophile* oder *erectophile* Pflanzen verwendet. Für *erectophile* Blattwinkelverteilungen lässt sich ein funktioneller Zusammenhang zwischen dem mittleren Blattwinkel *ALA* und der Varianz des mittleren Blattwinkels zu den Parametern der elliptischen Verteilung herstellen (Gleichungen siehe A.4).

In dieser Arbeit wird zur Berechnung der Blattwinkelverteilungsfunktion eine elliptische Verteilung angenommen, da die Testfrucht Winterweizen zu den *erectophilen* Pflanzen zählt und deren Blattwinkelverteilung durch die elliptische Verteilung ausreichend genau modelliert wird. Abbildung 2.1 zeigt links beispielhaft eine sphärische, elliptische und fixierte Blattwinkelverteilung. Bei der fixierten Blattwinkelverteilung gibt es bei diesem Beispiel nur Blätter mit einem Blattwinkel von  $60^\circ$ , während bei der elliptischen Verteilung ein mittlerer Blattwinkel von  $60^\circ$  mit einer Standardabweichung von  $\sigma_{ALA} = 10.4^\circ$  angenommen wurde. Der modale Blattwinkel berechnet sich hieraus zu  $60.71^\circ$  bei einer Exzentrizität von 0.999. Das Berechnungsprinzip der elliptischen Blattwinkelverteilung ist grafisch in Abbildung 2.1 rechts dargestellt. Die Größe und Orientierung der Ellipse wird durch den modalen Blattwinkel  $\theta_M$  und das Exzentrizitätsmaß  $\epsilon$  festgelegt. Die Blattwinkelverteilung kann entsprechend der Skizze durch Variation des Blattwinkels  $\theta_L$  bestimmt werden.



**Abbildung 2.1.** Veranschaulichung einer sphärischen, elliptischen und fixierten Blattwinkelverteilung (links). Die elliptische Blattwinkelverteilung *LAD* berechnet sich entsprechend der Skizze (rechts) mit Hilfe einer Ellipse, die durch einen modalen Blattwinkel  $\theta_M$  und die Exzentrizität festgelegt wird.

### Die Architektur von Winterweizen

In dieser Arbeit wird Winterweizen als Testfrucht verwendet. Abbildung 2.2 zeigt die typische Architektur von Winterweizenpflanzen. Winterweizen zählt zu den *erectophilen* Pflanzen und ist durch schlanken Wuchs mit größtenteils sehr

schmalen und stark geneigten Blättern sowie geraden Halmen gekennzeichnet. Die Ähren ragen meist über die Blatt- und Halmenschicht hinaus. Die Blätter sind in der mittleren Höhe dichter gepackt als in Boden- oder Ährennähe. Aufgrund der Vielfalt der Formen und Materialien ist die Modellierung der Vegetation durch einfache Parameter schwierig, so ist es z. B. unmöglich, bei abgeknickten Blättern eine einheitliche Blattneigung für das gesamte Blatt festzustellen. Trotzdem wird in dieser Arbeit die Architektur von Winterweizen mit den Parametern Blattflächenindex  $LAI$  und Blattwinkelverteilung  $LAD$  modelliert.

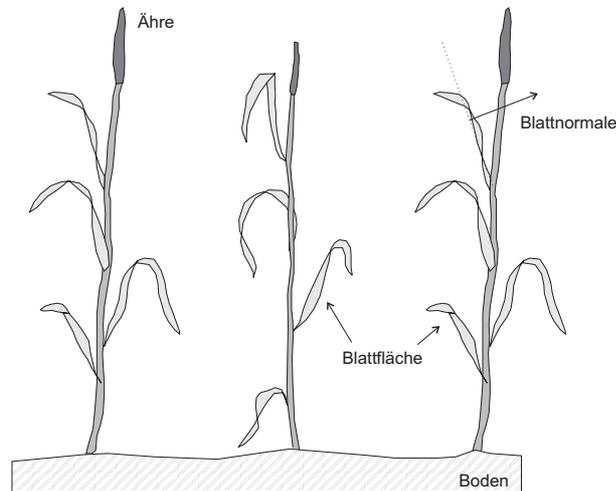


Abbildung 2.2. Die Pflanzenarchitektur von Winterweizen

### 2.1.2 Die Struktur von Blättern

Blätter sind die Organe einer Pflanze, deren Hauptfunktionen die Photosynthese und die Evapotranspiration<sup>1</sup> sind. Abbildung 2.3 zeigt den typischen Querschnitt eines zweikeimblättrigen Blattes, das aus vier Schichten besteht: der oberen und unteren Epidermis, dem Palisaden- und Schwammparenchym. Die obere und untere Epidermis in Verbindung mit einer Schutzschicht aus Wachs schützen das Blatt vor dem Austrocknen, vor zu hoher Strahlungsbelastung sowie vor mechanischen Schäden und ermöglichen den Gasaustausch durch Poren, die sog. Stomata, an der Unterseite des Blattes. Die Schicht zwischen den Epidermen, das sog. Mesophyll, ist bei zweikeimblättrigen Blättern asymmetrisch unterteilt in Palisaden- und Schwammparenchym. Das Palisadenparenchym besteht meist aus einer einzelnen Zellschicht, deren zylindrische Zellenanordnung einer Palisade gleicht. Zur optimalen Nutzung des einfallenden Lichts befindet sich ein Großteil der Chloroplasten an der Oberfläche der Zellen. Das Innere der Zellen, die sog. Vakuolen, sind hauptsächlich mit Wasser gefüllt. Unterhalb des Palisadenparenchyms befindet sich bei mehrkeimblättrigen Pflanzen das Schwammparenchym bestehend aus willkürlich angeordneten Zellen mit größeren Zwischenräumen.

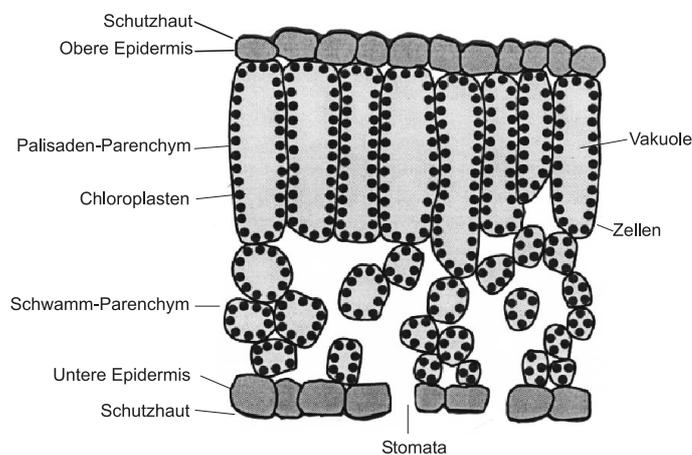


Abbildung 2.3. Schematische Skizzierung eines Blattquerschnitts

<sup>1</sup> Abgabe von Pflanzenwasser an die Atmosphäre durch Verdampfung oder Ausscheidung

Die Kenntnis über die chemische Zusammensetzung der Blätter liefert wichtige Informationen um einerseits die Produktivität oder Stoffwechselkreisläufe eines Ökosystems zu ermitteln und um andererseits die spektralen Eigenschaften eines Blattes zu modellieren. Abbildung 2.4 zeigt einen Überblick über die wichtigsten chemischen Einzelbestandteile von zweikeimblättrigen Blättern mit ihrem Gewichtsanteil bezogen auf die gesamte Trockenmasse (FOURTY et al. 1996), die als Gewicht der getrockneten Blätter definiert ist. Zellen bestehen hauptsächlich aus Zellulose, Hemi-Zellulose, Lignin, Proteinen und Zucker sowie zu geringeren Gewichtsanteilen aus Stärke, Schlacke, Lipiden und anderen Bestandteilen. Diese Anteile zusammen ergeben die gesamte Trockenmasse, und zusammen mit dem Wasseranteil ergibt sich die gesamte Feuchtmasse. Der Wassergehalt schwankt im Mittel um 66% Gewichtsanteil bezogen auf die gesamte Feuchtmasse. Abweichend von dieser Definition kann die gesamte Trockenmasse bei physikalischen Modellen als Summe verschiedener Einzelbausteine definiert werden. Beim *PROSPECT* Modell (JACQUEMOUD und BARET 1990) z. B. werden Zellulose, Hemi-Zellulose, Lignin, Protein und Stärke zur gesamten Trockenmasse zusammengefasst. Diese Bestandteile machen ca. 68% der gesamten Trockenmasse bei zweikeimblättrigen Blättern bzw. ca. 86% bei einkeimblättrigen Blättern aus.

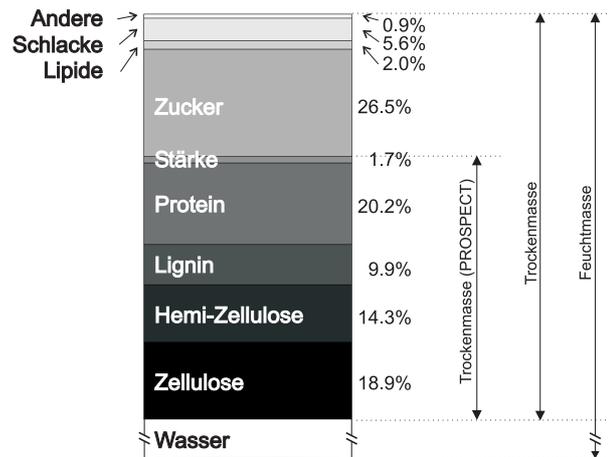


Abbildung 2.4. Darstellung der chemischen Zusammensetzung eines zweikeimblättrigen Blattes

Grundsätzlich kann der Gehalt der einzelnen Bestandteile auf verschiedene Art dargestellt werden, in absoluten Gewichtsangaben, bezogen auf die jeweilige Grundfläche, anteilmäßig zum Gesamtgewicht (Pflanzenskala) oder bezogen auf die jeweilige Blattfläche (Blattskala). Letzteres, die sog. spezifische Gehaltsangabe, findet bei physikalischen Modellen Verwendung. Die gesamte spezifische Feucht- bzw. Trockenmasse  $C_{ges-fm}$  bzw.  $C_{ges-tm}$  ist somit das Verhältnis aus dem Gewicht der feuchten bzw. getrockneten Blätter zur Blattfläche. Die spezifische Trockenmasse  $C_{tm}$  ist nach der Definition des *PROSPECT* Modells wiederum das Verhältnis der Summe einzelner Hauptbestandteile zur Blattfläche. Auch der Wassergehalt eines Blattes wird meist im Verhältnis zur Blattfläche angegeben. Der spezifische Wassergehalt  $C_w$  ist definiert als das Gewicht des im Blatt befindlichen Wassers pro Blattfläche.

Wichtige Bestandteile mit jedoch geringen Gewichtsanteilen sind die photosynthetisch aktiven Pigmente. Die Quantifizierung dieser Pigmente eröffnet die Möglichkeiten u.a. den Status der Vegetation (z. B. durch Detektion von Stress) zu erkennen, verschiedene Pflanzenarten zu unterscheiden oder die Produktivität der Vegetation zu ermitteln. Hauptvertreter der photosynthetisch aktiven Pigmente bei Pflanzen sind das *Chlorophyll* und die *Carotenoide*, die einfallendes Licht absorbieren und die Energie für die Photosynthese zur Verfügung stellen. Sie befinden sich nahe der Blattoberseite in den Chloroplasten. Das Hauptpigment Chlorophyll wird in das blaugrüne, am häufigsten auftretende Chlorophyll *a* und in das gelbgrüne Chlorophyll *b* unterteilt. Letzteres macht ca. ein Drittel des Gesamtchlorophylls aus. Das Chlorophyll deckt ähnlich wie die Carotenoide aufgrund unterschiedlicher Absorptionsbanden verschiedene spektrale Bereiche im visuellen Spektrum bis ca.  $700\text{nm}$  ab. In der optischen Fernerkundung spielen die Carotenoide eine untergeordnete Rolle, da sich ihre Absorptionsbanden mit denen des Chlorophylls überlagern und sie eine geringe Variabilität aufweisen. Tabelle 2.1 zeigt eine Zusammenstellung der wichtigsten photosynthetisch aktiven Pigmente mit ihren Wertebereichen in Gewichtsanteilen pro Blattfläche [entnommen (HOSGOOD et al. 1995)]. Es ist zweckmäßig die einzelnen Anteile des Chlorophylls *a* und *b* zum spezifischen Chlorophyllgehalt  $C_{a+b}$  zusammenzufassen.

Pigment	Einheit	Wertebereich	Mittel
Chlorophyll a	$\mu\text{g}/\text{cm}^2$	12.8-64.2	36.9
Chlorophyll b	$\mu\text{g}/\text{cm}^2$	3.7-21.3	11.7
Karotenoide	$\mu\text{g}/\text{cm}^2$	3.7-19.4	10.5

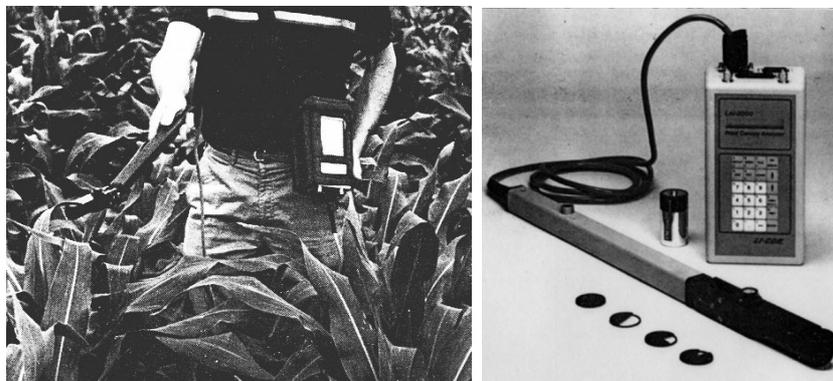
Tabelle 2.1. Zusammenstellung der wichtigsten photosynthetisch aktiven Blattpigmente mit ihren gemessenen Wertebereichen

### 2.1.3 Messmethoden zur Bestimmung von Vegetationsparametern

In der Fernerkundung werden unabhängige Messungen von Vegetationsparametern, sog. *ground truth* oder Bodenvergleichsmessungen, entweder als Trainingsdaten zur Entwicklung von Schätzverfahren oder zur Verifizierung dieser Verfahren benötigt. Viele direkte und indirekte Messmethoden wurden entwickelt, die sich sowohl im Messaufwand als auch in den erzielbaren Genauigkeiten unterscheiden. Im folgenden werden einfache und wenig zeitaufwändige Messmethoden vorgestellt, die auch in dieser Arbeit verwendet werden.

#### *Blattfläche und Blattwinkel*

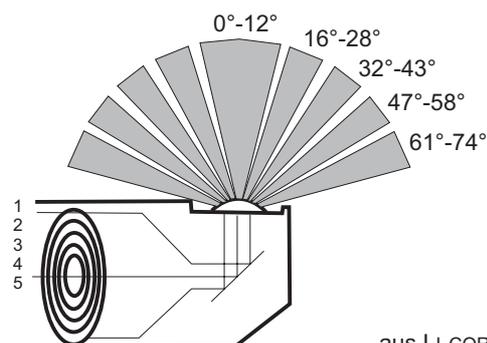
Es gibt verschiedene direkte und indirekte Verfahren zur Messung des Blattflächenindex und der Blattwinkelverteilung. Die genauesten Verfahren zur Messung der Blattfläche sind die direkten Methoden, bei denen einzelne Pflanzenproben genommen werden, um anschließend deren Blattgrößen z. B. mit einem Flächenmessgerät zu bestimmen. Nachteile der direkten Methoden sind der hohe Zeitaufwand und die Zerstörung der Proben. Diese Nachteile werden bei den häufig verwendeten indirekten Methoden zu Lasten der Genauigkeit vermieden. Bei diesen Methoden wird mit Hilfe von optischen Messungen die Abschwächung des Lichts durch die Vegetation bestimmt und daraus der Blattflächenindex und der mittlere Blattwinkel berechnet. Zur Messung der Abschwächung des Lichts sind Helligkeitsmessungen oberhalb und unterhalb der Vegetationsschicht notwendig.



aus LI-COR 1991

**Abbildung 2.5.** LAI-2000 der Firma LI-COR zur Bestimmung der Blattfläche und des mittleren Blattwinkels

Abbildung 2.5 zeigt das Messgerät LAI-2000 der Firma LI-COR zur indirekten Messung des Blattflächenindex und des mittleren Blattwinkels. Dieses Gerät misst den Lichteinfall in fünf konzentrischen Ringen ober- und unterhalb der Vegetationsschicht und besteht aus einem länglichen Stab, an dessen Spitze sich eine optische Linse befindet, sowie einem Auswertegerät. Abbildung 2.6 veranschaulicht das Messprinzip anhand einer Skizzierung des Messkopfs mit der optischen Linse. In die fünf konzentrischen Ringe fällt Licht aus einem bestimmten Zenitdistanzbereich  $\Delta\theta_i$  mit  $i = [1 \dots 5]$ . Durch Messungen ober- und unterhalb der Vegetationsschicht kann die Abschwächung der Helligkeit  $P(\Delta\theta_i)$  für jeden Ring gemessen werden. Die Berechnung des Blattflächenindex und des mittleren Blattwinkels erfolgt mit Hilfe des *Beer-Lambert* Gesetzes. Dieses Gesetz beschreibt die Wahrscheinlichkeit mit der ein Lichtstrahl aus einer bestimmten Richtung alle Pflanzelemente verfehlt und auf die Linse fällt in Abhängigkeit von der Blattflächendichte und der zur Linse projizierten Blattfläche. Aus der Blattflächendichte und der projizierten Blattfläche wird anschließend unter Annahme einer fixierten Blattwinkelverteilung der Blattflächenindex *LAI* und der mittlere Blattwinkel *ALA* abgeleitet.



aus LI-COR 1991

**Abbildung 2.6.** Querschnitt durch die Linse des Messgeräts LAI-2000 der Firma LI-COR

Bei der Anwendung von indirekten Messmethoden werden zusätzliche Vereinfachungen vorgenommen. Die Vegetation selbst wird als schwarz vorausgesetzt, d.h. es wird keine Strahlung berücksichtigt, die an den Blättern reflektiert oder transmittiert wird. Außerdem sollte die Blattwinkelverteilung unabhängig von der Tiefe und vom Azimut sein, und die Blätter sollten genügend klein gegenüber dem Sichtfeld der Linse sein. Eine erhebliche Einschränkung dieses Verfahrens ist, dass allein mit Helligkeitsmessungen keine Unterscheidung zwischen grünen Blättern und anderen, holzhaltigen oder abgestorbenen Pflanzenelementen möglich ist. Das Ergebnis dieser indirekten Messungen ist demnach ein Pflanzenflächenindex, der mit Hilfe verschiedener Korrekturalgorithmen (GOWER et al. 1999) in den gewünschten Blattflächenindex umgewandelt werden kann. Vergleiche mit den Ergebnissen aus den direkten Messverfahren (WHITE et al. 2000) zeigen auch ohne Korrekturen bei grüner landwirtschaftlicher Vegetation mit geringer Seneszenz <sup>2</sup> gute Übereinstimmungen. Bei Blattflächenindizes über sechs tritt ein Sättigungseffekt bei den indirekten Messmethoden auf, d.h. zusätzliche Blätter verursachen ab einer gewissen Blattdichte keine Abschwächung des Lichteinfalls.

### *Trockenmasse und Wassergehalt*

Die gesamte Feucht- und Trockenmasse von Pflanzen kann einfach mit direkten Methoden gemessen werden. Pflanzen auf einer Fläche mit bekannter Größe werden geerntet, gewogen und bei Temperaturen von 60 ° bis 70 ° getrocknet. Bei höheren Temperaturen würde das Pflanzengewebe zerstört werden. Nach dem Trocknen werden die Pflanzenproben erneut gewogen, um die Trockenmasse und damit den Wasseranteil zu bestimmen. Eine Trennung der Blätter von anderen Pflanzenbestandteilen, wie z. B. Halme und Ähren, erhöht die Genauigkeit bei der Bestimmung dieser Parameter. Dies ist jedoch mit erhöhtem Zeitaufwand verbunden und wurde deshalb in dieser Arbeit nicht durchgeführt. Aus diesen Messungen kann direkt der gesamte Wassergehalt sowie die gesamte Feucht- und Trockenmasse pro Grundfläche oder bezogen auf das Gesamtgewicht abgeleitet werden. In Verbindung mit der Blattfläche kann die spezifische Feucht- und Trockenmasse  $C_{ges-tm}$  sowie der spezifische Wassergehalt berechnet werden. Schwierig und zeitaufwändig ist die Messung von Einzelanteilen, wie z. B. der Zellulose, Hemi-Zellulose, Lignin, Protein oder Stärke, die nur mit Hilfe chemischer Analysen indirekt gemessen werden können. Eine Aufstellung verschiedener Messmethoden ist in (FOURTY et al. 1996) zu finden. Die Messung der gesamten Trockenmasse  $C_{tm}$  nach der Definition im *PROSPECT* Modell ist demnach nicht mit der o.g. Messmethode möglich, sondern nur mit einer aufwändigen Laboruntersuchung der einzelnen Pflanzenproben. In dieser Arbeit wird die gesamte spezifische Trockenmasse  $C_{ges-tm}$ , die mit Hilfe der o.g. Methode gemessen wurde, der spezifischen Trockenmasse  $C_{tm}$  gleichgesetzt, d.h. die Messungen der spezifischen Trockenmassen haben einen systematischen Fehler. Die Auswirkungen der systematischen Fehler in den Messungen werden in den Kapiteln 3.3 und 5.2.2 behandelt.

### *Chlorophyllgehalt*

Der Gehalt an Chlorophyll *a* und *b* wird meist durch Messung der Absorption von chemisch gelösten Blattstücken ermittelt. Der Zusammenhang zwischen totalem Chlorophyllgehalt und Absorption wird durch die Gleichungen von (LICHTENTHALER und WELLBURN 1983) hergestellt. Auch der Gehalt an Carotinoiden kann durch diese Methode bestimmt werden. Die Genauigkeit dieser Messmethode wird mit  $5\mu gcm^{-2}$  angegeben. Eine schnellere Methode zur Bestimmung des Chlorophyllgehalts im Feld ist die Verwendung von Chlorophyll-Messgeräten, wie z. B. des SPAD-502 Minolta (STRACHAN et al. 2002). In dieser Arbeit wurde der Chlorophyllgehalt nur qualitativ aufgrund des visuellen Eindrucks abgeschätzt.

## **2.2 Die spektralen Eigenschaften der Vegetation**

Optische Fernerkundungssensoren messen die von der Erdoberfläche reflektierte Sonneneinstrahlung, die mit verschiedenen Medien in Wechselwirkung tritt. Das am Fernerkundungssensor gemessene Signal setzt sich aus den einzelnen Signaturen der betroffenen Medien, u.a. der Vegetation, des Bodens und der Atmosphäre zusammen. Dabei weist die Signatur der Vegetation charakteristische Besonderheiten auf, die von den verschiedenen Fernerkundungsmethoden zur Schätzung von Vegetationsparametern genutzt werden. In diesem Kapitel werden die gerichtete und spektrale Signatur der Vegetation beschrieben und die verschiedenen Einflussfaktoren auf das Fernerkundungssignal erläutert. In diesem Zusammenhang wird auch die besondere Bedeutung der Vegetationsindizes in der Fernerkundung umrissen.

### **2.2.1 Eigenschaften der gerichteten Signatur**

Die *BRDF* (bidirectional reflectance distribution function) ist die grundlegende Größe zur Charakterisierung der richtungsabhängigen und spektralen Reflexionseigenschaft von Oberflächen. Sie gibt das Verhältnis zwischen der in eine

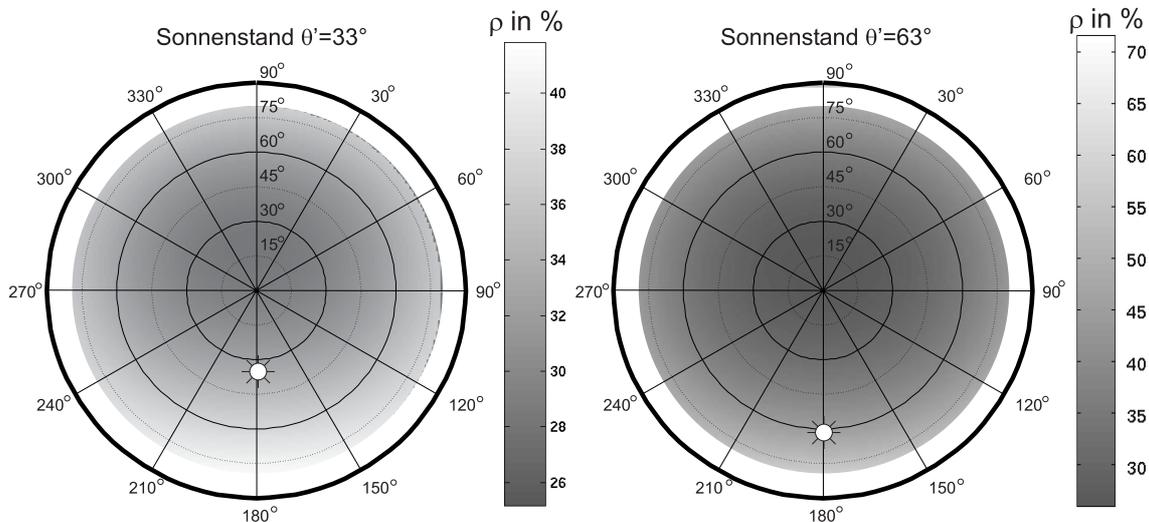
<sup>2</sup>Stadium der Reife oder des Welkens von Pflanzen

bestimmte Richtung reflektierten Strahlungsdichte  $dL$  zu aus einer bestimmten Richtung einfallenden Bestrahlungsstärke  $dE$  an der Oberfläche wider. Dieses Verhältnis ist von der Richtung der einfallenden Strahlung  $\vec{\Omega}$ , von der Blickrichtung  $\vec{\Omega}'$  und von der Wellenlänge  $\lambda$  abhängig.

$$BRDF(\vec{\Omega}; \vec{\Omega}'; \lambda) = \frac{dL(\vec{\Omega}'; \lambda)}{dE(\vec{\Omega}; \lambda)} \quad (2.2)$$

Die Messung des bidirektionalen Reflexionsfaktors  $BRF$  ist eine möglichst realistische Approximation der  $BRDF$ . Der Reflexionsfaktor gibt das Verhältnis zwischen dem reflektierten Strahlungsfluss an einer bestimmten Oberfläche und dem reflektierten Strahlungsfluss einer perfekt Lambertschen (vollkommen diffus reflektierend) Oberfläche an. Im nachfolgenden wird der Reflexionsfaktor  $BRF$  auch als gerichteter Reflexionsgrad  $\rho(\vec{\Omega}; \vec{\Omega}'; \lambda)$  bezeichnet.

Dieses Prinzip wird in der Fernerkundung auch zur Charakterisierung der Reflexionseigenschaften der Erdoberfläche angewendet, da die meisten natürlichen Oberflächen richtungsabhängige Reflektoren sind. Richtungsabhängigkeit heißt, dass man unterschiedliche Fernerkundungssignale erhält, wenn man die gleiche Stelle der Erdoberfläche unter verschiedenen Blickrichtungen misst. Bei der Auswertung von Fernerkundungssignalen von Sensoren mit kleinem Blickwinkel muss demnach die Aufnahme- und Beleuchtungsgeometrie berücksichtigt werden. Abbildung 2.7 zeigt die charakteristische  $BRDF$  einer Vegetationsschicht. Die Reflexion der Vegetation ist stark richtungsabhängig, ist also sowohl vom Sonnenstand als auch von der Blickrichtung des Sensors abhängig. Zur Veranschaulichung der Richtungsabhängigkeit wurden in der Abbildung Reflexionsgrade der Vegetationsschicht im infraroten Wellenlängenbereich durch Variation der Position des Sensors für zwei verschiedene Sonnenstände ( $33^\circ$  links und  $63^\circ$  rechts) simuliert. Die konzentrischen Ringe stellen die Zenitdistanz und die Strahlen das Azimut des Sensors dar. Die Position der Sonne ist in der Abbildung gekennzeichnet. Die  $BRDF$  hat jeweils die Form einer Schüssel mit dem tiefsten Punkt in der Nähe des Nadirs. Mit größerer Zenitdistanz des Sensors steigen die Reflexionsgrade nach allen Richtungen hin an. Die gesamte Reflexion erhöht sich zudem bei größeren Zenitdistanzen der Sonne.



**Abbildung 2.7.** Simulation der  $BRDF$  einer typischen Vegetationsschicht im infraroten Wellenlängenbereich für zwei Sonnenstände bei variierender Position des Sensors.

Diese charakteristische Eigenschaft der  $BRDF$  einer Vegetationsschicht wird genutzt, um Parameter der Pflanzenarchitektur abzuleiten, da sich die Form der Schüssel auch mit der Blattfläche und der Blattwinkelverteilung ändert (siehe auch Kapitel 2.5.1). Zu diesem Zweck wird die Vegetationsschicht von mehreren unterschiedlichen Blickrichtungen aufgenommen, um die Form der Schüssel zu rekonstruieren und um damit wiederum Parameter zu schätzen.

Eine Besonderheit der  $BRDF$  von Vegetationsschichten stellt der „Hot-Spot“ dar, der auftritt, falls Sonne, Sensor und beobachteter Vegetationspunkt auf einer Geraden liegen (nicht in Abbildung 2.7 simuliert). In der Nähe des gedachten Schattenpunkts des Sensors steigen die Reflexionsgrade stark an, da bei dieser Aufnahmekonstellation kein Schattenwurf von Blättern für den Sensor sichtbar ist. Die Größe des „Hot-Spot“ Effekts hängt im wesentlichen von der Blattgröße ab, die den Anteil an Schatten bestimmt.

### 2.2.2 Eigenschaften der spektralen Signatur

Mit der Entwicklung von multi- und hyperspektralen Fernerkundungssensoren rücken die wellenlängenabhängigen Reflexionseigenschaften der Vegetation mehr in den Vordergrund. Multi- und hyperspektrale Fernerkundungssensoren

messen die an der Erdoberfläche reflektierte Sonneneinstrahlung im Wellenlängenbereich zwischen  $400\text{nm}$  und  $15000\text{nm}$ . Die gemessene Strahlung wird in einzelne, mitunter unterschiedlich breite Wellenlängenbereiche (Kanäle) aufgeteilt. Multi- und hyperspektrale Sensoren unterscheiden sich in der Anzahl und Breite der Kanäle und dem abgedeckten Wellenlängenbereich. Im folgenden werden nur die Reflexionseigenschaften der Vegetation im visuellen Bereich (*VIS*:  $440\text{nm}$  bis  $700\text{nm}$ ), im nahen infraroten Bereich (*NIR*:  $700\text{nm}$  bis  $1300\text{nm}$ ) und im mittleren infraroten Bereich (*MIR*:  $1300\text{nm}$  bis  $3000\text{nm}$ ) betrachtet, da für das thermale Infrarot (*TIR*:  $> 3000\text{nm}$ ) andere Modelle und Regeln gelten.

Abbildung 2.8 zeigt die charakteristische spektrale Signatur einer Vegetationsschicht, dargestellt durch den Reflexionsgrad, der ausgehend von typischen Parameterwerten mit Hilfe von Reflexionsmodellen simuliert wurde (Ausgangssituation in der Abbildung). Im visuellen Bereich dominiert die starke Absorption einzelner Blattpigmente, v.a. des Chlorophylls. Die Blattpigmente absorbieren Sonnenenergie, die für die Photosynthese und damit für das Pflanzenwachstum benötigt wird. Der Reflexionsgrad weist ein Minimum im blauen Wellenlängenbereich bei ca.  $480\text{nm}$  verursacht durch starke Pigmentabsorption auf und steigt im grünen Bereich bis zu einem Maximum bei ca.  $550\text{nm}$  an. Dieses Maximum im grünen Bereich entsteht als Folge sich nicht vollständig überlappender Absorptionsbanden einzelner Blattpigmente. Es folgt ein weiteres Minimum im roten Bereich bei ca.  $670\text{nm}$  wiederum verursacht durch starke Pigmentabsorption. Im nahen Infrarot überwiegt der Einfluss der Zellstruktur und der Architektur der Pflanzen auf die spektrale Signatur. Ab  $650\text{nm}$  bis  $750\text{nm}$  steigt der Reflexionsgrad steil an, da die Blattpigmente ab diesen Wellenlängenbereichen nicht mehr absorbieren. Dieser Anstieg wird auch als rote Kante (*red edge*) bezeichnet und ist ein bedeutendes Merkmal zur Charakterisierung von Pflanzeigenschaften. Zwischen  $750\text{nm}$  und  $1300\text{nm}$  liegt das Infrarot-Plateau, das von einzelnen kleinen Wasserabsorptionsbanden unterbrochen wird. Ab einer Wellenlänge von  $1300\text{nm}$  bis  $2400\text{nm}$  wird der Reflexionsgrad weitgehend vom Wassergehalt der Atmosphäre und der Vegetation bestimmt. Zwei Wasserabsorptionsbanden bei  $1450\text{nm}$  und bei  $1900\text{nm}$  verringern den Reflexionsgrad in diesen Bereichen drastisch.

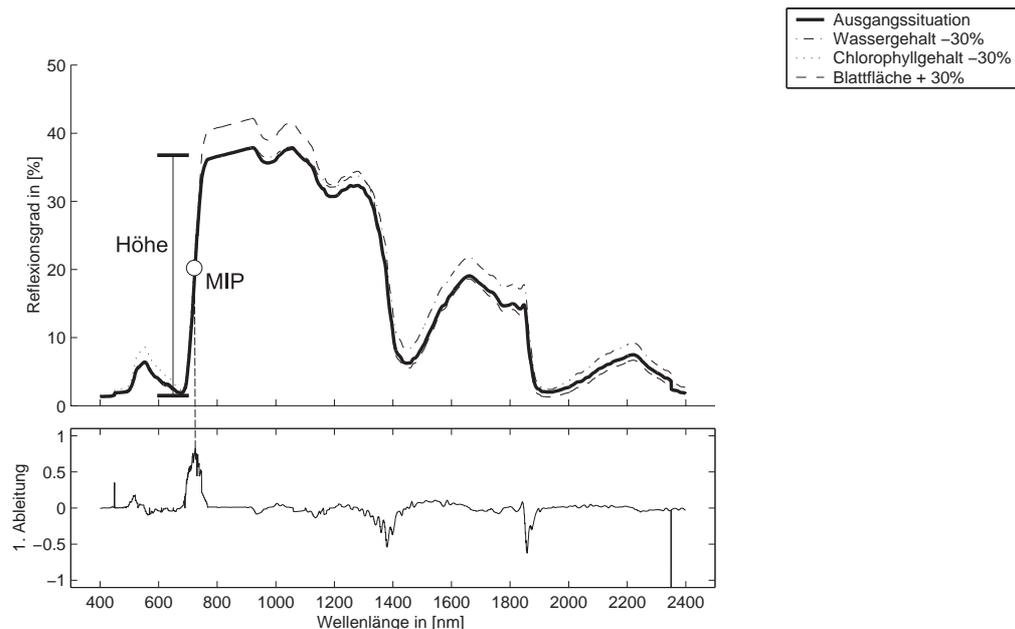


Abbildung 2.8. Simulation der spektralen Reflexion einer typischen Vegetationsschicht bei variierenden Blattparametern

Der starke Anstieg der Reflexion an der roten Kante wird von verschiedenen Fernerkundungsmethoden genutzt, um Pflanzeigenschaften zu quantifizieren. Lage, Steigung und Höhe der roten Kante lassen Rückschlüsse auf den Zustand der Vegetation zu. Die Lage der roten Kante ist durch den Punkt mit maximaler Steigung (*MIP*=*maximum inflexion point*) festgelegt. Gesunde Pflanzen zeigen einen starken Gradienten am *MIP* meist im Bereich um  $700\text{nm}$ , der durch Seneszenz, Krankheit o.ä. abgeschwächt wird. Die Steigung der roten Kante kann durch Differenzierung und die Höhe u.a. durch spektrale Vegetationsindizes berechnet werden. In der Abbildung 2.8 unten wurde die erste Ableitung des Reflexionsgrades berechnet. Anhand des Maximums der ersten Ableitung kann die Position und Steigung des *MIP* an der roten Kante bestimmt werden.

Durch Veränderung einzelner Vegetationsparameter lassen sich Einflüsse auf die spektrale Signatur simulieren. Zu diesem Zweck wurde der Reflexionsgrad mit jeweils verändertem Wassergehalt, Chlorophyllgehalt oder Blattflächenindex berechnet. Es zeigt sich eine Zunahme des Reflexionsgrades im *VIS* bei abnehmendem Chlorophyllgehalt, was auf die niedrigere Absorption zurückzuführen ist. Eine Zunahme der Blattfläche lässt den Reflexionsgrad v.a. im *NIR* ansteigen, da der hohe Reflexions- und Transmissionsgrad der Blätter die Streuteile der Strahlung erhöht. Eine Zunahme des Wassergehalts der Pflanzen erhöht die Absorption und verringert den Reflexionsgrad im stark vom Wasser beeinflussten *MIR*.

### 2.2.3 Einflussgrößen auf das Fernerkundungssignal

In diesem Kapitel wird ein Überblick über die wichtigsten Einflussgrößen auf das Fernerkundungssignal gegeben. Bei der Entwicklung von Schätzverfahren muss je nach Anwendung in Zielparameter und störende Einflussgrößen unterschieden werden. Im folgenden werden die verschiedenen Zielparameter und die störenden Einflussgrößen aufgelistet.

- **Pflanzenarchitektur:** Die Architektur einer Pflanze wird meist durch die Blattfläche und Blattwinkelverteilung charakterisiert. Die Blattfläche als der Träger der photosynthetisch aktiven Blattpigmente hat maßgeblichen Einfluss auf die spektrale Signatur und ist ein relevanter Parameter, der Aussagen über den Zustand der Vegetation zulässt. Viele Verfahren wurden entwickelt, um die Blattfläche aus Fernerkundungsdaten abzuleiten. Die Ableitung der Blattwinkelverteilung erhält untergeordnete Bedeutung, da die Auswirkungen der Blattfläche und der Blattwinkelverteilung auf die Fernerkundungsdaten stark korreliert sind. Dennoch können auch anhand der Blattwinkelverteilung Aussagen über das Entwicklungsstadium und die Vitalität der Pflanzen gemacht werden.
- **Blattpigmente:** Die Blattpigmente sind sowohl Zielparameter als auch störende Einflussgrößen. Der Gehalt an Chlorophyll, Nitrogen, Stärke, Lignin, Wasser, usw. stören z. B. bei der Bestimmung der Blattfläche, lassen aber gleichzeitig interessante Rückschlüsse auf den Zustand der Vegetation zu. Senescente Pigmente stören bei der Schätzung von Vegetationsparametern, da die Anteile seneszenten Pigmente bei vielen Verfahren und Modellen nicht berücksichtigt werden.
- **Bodenreflexion:** Die Reflexion des Bodens beeinflusst die spektrale Signatur der Vegetationsschicht v.a. bei spärlichem Bewuchs. Dies wird meist als Störung betrachtet (ASNER 1998), da das Signal der Vegetation durch das Bodensignal verfälscht wird. Einfluss auf die Bodenreflexion haben die Bodenfeuchtigkeit (HUETE et al. 1985) und die Bodentextur (TODD und HOFFER 1998). Viele Verfahren zur Bestimmung von Vegetationsparametern korrigieren den Einfluss des Bodens. Eine direkte Schätzung von Bodenparametern ist möglich, jedoch können aus der Signatur des Oberbodens allein wenig landwirtschaftlich relevante Informationen gewonnen werden.
- **Nicht-photosynthetisch aktives Pflanzenmaterial:** Holzhaltige Pflanzenbestandteile, Streu und anderes nicht photosynthetisch aktives Pflanzenmaterial, wie z. B. Halme und Ähren, beeinflussen das Fernerkundungssignal (VAN LEEUWEN und HUETE 1996). Dieser Einfluss wird bei verschiedenen Verfahren korrigiert (ASNER et al. 1998) oder als relevanter Zielparameter aus der spektralen Signatur abgeleitet (NAGLER et al. 2000).
- **Atmosphäre:** Partikel in der Atmosphäre absorbieren die ankommende elektromagnetische Strahlung und beeinflussen somit je nach Höhe und Blickrichtung des Sensors auch das Fernerkundungssignal. So kann z. B. das in der Atmosphäre befindliche Wasser die spektrale Signatur so verfälschen, dass irrtümlich eine Abnahme der grünen Vegetation gefolgert wird. Der Einfluss der Atmosphäre wird meist durch Korrekturverfahren eliminiert.
- **Aufnahme- und Beleuchtungsgeometrie:** Aufgrund der *BRDF* Eigenschaften der Vegetation ist die spektrale Signatur sowohl vom Sonnenstand (ASRAR 1985) als auch von der Beobachtungsgeometrie (PINTY et al. 1993) zum jeweiligen Aufnahmezeitpunkt abhängig. Dieser Einfluss wird einerseits genutzt, um Parameter der Pflanzenarchitektur abzuleiten (GOEL und THOMPSON 1984), oder er wird korrigiert.
- **Sonstige Einflüsse:** Einfluss auf das Fernerkundungssignal haben u.a. unterschiedliche Bewirtschaftungspraktiken (ASRAR 1985), die Orientierung der Saatreihen, Wind, Schatten (HUEMMERICH 1996), Schäden und sensorspezifische Einflüsse. Diese Einflüsse können zum Teil korrigiert oder eliminiert werden.

### 2.2.4 Vegetationsindizes

Spektrale Vegetationsindizes sind allgemein Größen, die geeignet sind, das Vorhandensein und die Eigenschaften der Vegetation zu beschreiben. Sie werden durch zumeist empirisch gewonnene Verknüpfungen spektraler Reflexionsgrade gebildet, die aus den Signalen der einzelnen Kanäle abgeleitet werden. Die Vegetationsindizes benutzen bestimmte Merkmale der spektralen Signatur, z. B. die Höhe, Position und Steigung der roten Kante oder des grünen Maximums im visuellen Bereich. Unabhängig von ihrer eigenen Aussagekraft können Vegetationsindizes genutzt werden, um Vegetationsparameter zu schätzen. Diese Schätzung geschieht meist empirisch, da ein direkter physikalisch kausaler Zusammenhang zwischen Vegetationsindizes und den Vegetationsparametern fehlt (MYNENI et al. 1995). Physikalische Zusammenhänge werden nur dazu verwendet, die Vegetationsindizes von störenden Einflüssen zu befreien oder empirisch gewonnene Zusammenhänge zu begründen. Die Entwicklung verschiedener Vegetationsindizes zielt darauf ab, starke Korrelationen zu relevanten Vegetationsparametern herzustellen und andere Störsignale möglichst gering zu halten.

Im folgenden werden unterschiedliche Kategorien der Vegetationsindizes mit Beispielen vorgestellt, ein Überblick über die gängigsten Vegetationsindizes ist in (BROGE und MORTENSEN 2002) und (BARET und GUYOT 1991) zu finden.

### Multispektrale Indizes

- **Einfache Indizes:** Die einfachen Vegetationsindizes werden durch Bildung von Differenzen und Quotienten beliebiger Kanäle eines Multispektralsensors meist aus dem roten und infraroten Wellenlängenbereich gebildet. Bekanntester Vertreter ist der *NDVI* (normalized difference vegetation index), der Kanäle im infraroten und roten Wellenlängenbereich verwendet und damit die Höhe der roten Kante charakterisiert. Der *GNDVI* (green normalized difference vegetation index) (GITELSON et al. 1996) hingegen verwendet Kanäle im grünen und infraroten Wellenlängenbereich und korreliert stark mit dem Chlorophyllgehalt.
- **Bodenkorrigierte Vegetationsindizes:** Die Reflexion des Bodens hat störenden Einfluss auf die Vegetationsindizes. Dies förderte die Entwicklung von bodenkorrigierten Vegetationsindizes, die den Einfluss der Bodenreflexion korrigieren. Sie sind meist aus den einfachen Indizes durch Hinzufügen von Bodenkorrekturfaktoren entstanden. Der *SAVI* (soil adjusted vegetation index) (HUETE 1988) verwendet ähnlich dem *NDVI* zwei Kanäle, jeweils im infraroten und roten Wellenlängenbereich, und einen vom Bodentyp abhängigen Korrekturfaktor. Beim *WDVI* (weighted difference vegetation index) (CLEVERS 1989) wird die korrigierte Differenz aus einem Kanal im infraroten und einem im roten Wellenlängenbereich gebildet. Für den Korrekturfaktor wird der Bodenreflexionsgrad im roten und infraroten Wellenlängenbereich benötigt.
- **Sonstige Vegetationsindizes:** Ähnlich den bodenkorrigierten Indizes werden bei der Entwicklung neuer Indizes auch andere störende Einflüsse berücksichtigt, da bei Verwendung herkömmlicher Vegetationsindizes die vielfältigen Einflüsse und die Sensitivität gegenüber Störsignalen Probleme bereiten. So stören u.a. der Blickwinkel des Sensors, die Atmosphäre, der Sonnenstand (ASRAR 1985), der Anteil an Streu (VAN LEEUWEN und HUETE 1996), der Schattenwurf (HUEMMRICH 1996) und der Anteil an verschiedenen Blattpigmenten. Der *GEMI* (Global Environment Monitoring Index) (PINTY und VERSTRAETE 1992) eliminiert den Einfluss der Atmosphäre, der *ONVI* (Off-Nadir Vegetationsindex) (VOGT 1997) berücksichtigt den Einfluss der Blickrichtung. Letzterer verwendet ausschließlich Bänder im Infrarot zur Ableitung des Blattflächenindex.

### Hyperspektrale Vegetationsindizes

Die Entwicklung hyperspektraler Fernerkundungssensoren erweiterte die Möglichkeiten bei der Entwicklung von Vegetationsindizes. Neben den herkömmlichen Vegetationsindizes werden Indizes verwendet, die durch Differenzierung oder Integration der spektralen Kurve entstanden sind und die Form, Fläche oder Steigung der spektralen Kurve beschreiben. Herkömmliche Vegetationsindizes werden durch Kombination einzelner hyperspektraler Kanäle gebildet, wie z. B. der *PSNDI* (pigment specific normalized difference index) (BLACKBURN 1998a), der stark mit der Konzentration des Chlorophylls korreliert ist. Neuartige hyperspektrale Indizes, wie z. B. der *1DZ\_DGVI* bzw. *2DZ\_DGVI* (first bzw. second order derivative green vegetation index) (ELVIDGE 1995) entstehen durch numerische Integration des Betrages der ersten und zweiten Ableitung des hyperspektralen Reflexionsgrades zur Charakterisierung der roten Kante.

## 2.3 Die Rolle der Fernerkundung in der Teilschlagbewirtschaftung

In den nachfolgenden Kapiteln werden Sensoren und Methoden der Fernerkundung vorgestellt, die in der Teilschlagbewirtschaftung<sup>3</sup> (*precision agriculture*) Anwendung finden. Fernerkundung hat das Potential flächendeckende Informationen insbesondere über den aktuellen Ernährungs- und Entwicklungszustand der Pflanzen mit vergleichsweise geringem Aufwand zu liefern. Wesentlicher Informationsbedarf von Seiten der Agrar- und Bodenwissenschaften besteht bzgl. der Kenntnis der schlaginternen räumlichen Variabilität der Pflanzen und des Bodens. Aus der räumlichen Variabilität einzelner Parameter können Rückschlüsse auf die erforderlichen Dünge- und Pestizidmengen an jeder Position innerhalb des Schlages gezogen werden. Relevante Parameter sind dabei Bodenwassergehalt, phänologisches Stadium der Pflanzen, Evapotranspirationsrate, Nährstoffmangel, Krankheits- und Insektenbefall und Unkrautmengen, die sowohl räumlich als auch zeitlich variabel sind. Von besonderem Interesse sind auch zeitlich unabhängige Informationen, wie die räumliche Variabilität des Bodens und des Ertrags. Fernerkundung hat prinzipiell das Potential diese Parameter flächendeckend zur Verfügung zu stellen (MORAN et al. 1997).

Im folgenden wird ein Überblick über verschiedene Fernerkundungs- und Bildverarbeitungsmethoden zur Bereitstellung dieser Informationen gegeben und darüber hinaus eine Zusammenfassung über quantitative Schätzverfahren vorgestellt. Das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren zählt zu den quantitativen, semi-empirischen Schätzverfahren.

<sup>3</sup>Landwirtschaftliche Bestell- und Bearbeitungstechnik, bei der mit Hilfe von landwirtschaftlichen Informations- und Navigationssystemen die unterschiedlichen Entwicklungs- und Ernährungszustände der Pflanzen innerhalb eines Schlages (=Bewirtschaftungseinheit) berücksichtigt werden.

### 2.3.1 Sensoren

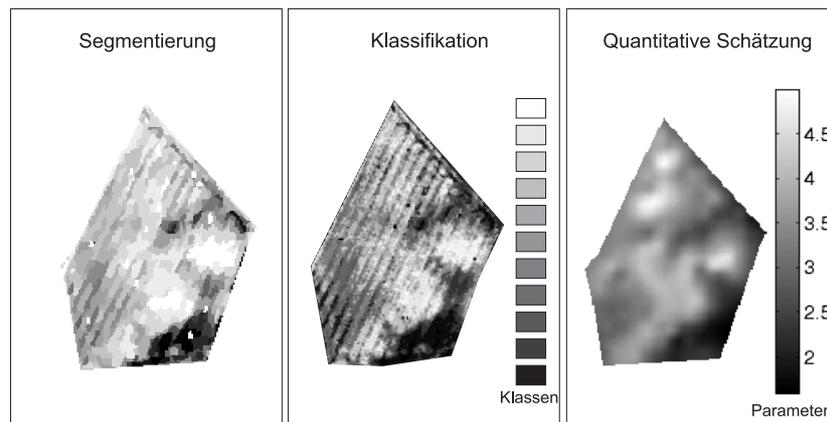
Verschiedene Sensoren werden in der Teilschlagbewirtschaftung eingesetzt. Hier ein Überblick über die wichtigsten verwendeten Fernerkundungssensoren (ohne Sensoren im Nahbereich).

- **Multi- bzw. Hyperspektralsensoren:** Multi- bzw. Hyperspektralsensoren auf Flugzeugplattformen oder auch auf Satelliten werden für die quantitative Schätzung von Boden- und Vegetationsparametern sowie zur Klassifizierung von Bewirtschaftungseinheiten, Krankheiten und Schäden verwendet. Zur Schätzung von Vegetationsparametern wird der spektrale und gerichtete Informationsgehalt der Vegetation genutzt.
- **Luftbilder:** Luftbilder haben den Vorteil einer hohen Auflösung und einer hohen geometrischen Genauigkeit. Sie werden in der Teilschlagbewirtschaftung zur qualitativen Beurteilung der schlaginternen Variabilität und zur Detektion von Pflanzenschäden, Unkraut, Stickstoffunterversorgung und Fahrspuren eingesetzt [siehe Überblick in (MORAN et al. 1997) und Kapitel A.5]. Aus Luftbildern abgeleitete digitale Geländemodelle finden u.a. Eingang in landwirtschaftliche Wachstums- und Bodenmodelle.
- **SAR-Sensoren:** Ein Vorteil der SAR (synthetic aperture radar) Sensoren ist die weitgehende Unabhängigkeit von der Witterung und der Tageszeit. Der Einsatz der SAR-Technologie in der Teilschlagbewirtschaftung ist noch nicht verbreitet und ist aktueller Forschungsgegenstand. Von der Vegetation reflektierte SAR-Signale werden u.a. von der Architektur und der Feuchtigkeit der Pflanzen beeinflusst. SAR-Sensoren können zur Schätzung von Vegetationsparametern, Klassifikation von Vegetationsarten und Ertragsschätzung eingesetzt werden [Überblick in (BRISCO und BROWN 1999)]. Jüngste Untersuchungen zeigen u.a. Möglichkeiten zur Ableitung der Biomasse (HAWLITSCHKA et al. 2001) oder der Bodenfeuchtigkeit (ULABY et al. 1996) aus dem reflektierten SAR-Signal.

### 2.3.2 Methoden

Im folgenden wird ein Überblick über die Fernerkundungs- und Bildverarbeitungsmethoden gegeben, die in der Teilschlagbewirtschaftung zum Einsatz kommen (ohne SAR-Methoden). Die Einteilung der Bildverarbeitungsmethoden erfolgt gemäß (HARALICK und SHAPIRO 1992). Die Ergebnisse der einzelnen Methoden sind beispielhaft in Abbildung 2.9 dargestellt.

- **Segmentierung:** Eine Segmentierung ist die Aufteilung eines Bildes in eine Menge sich nicht überlappender Teilbereiche (flächenhafte Segmente), die im Idealfall realen Objekten entsprechen. Segmentierungsverfahren werden danach unterschieden, wie sie benachbarte Pixel berücksichtigen: pixelorientiert (ohne Nachbarschaft), kanten- und flächenorientiert. Bei der Segmentierung können einzelne Merkmale wie Grauwert, Form und Größe des Segments, die Nachbarschaftsrelationen der einzelnen Pixeln oder Textur verwendet werden. Mit Standard-Segmentierungsverfahren können Bereiche homogener Vegetation meist gut getrennt werden (siehe Beispiel in Abbildung 2.9 links). Zudem ist die Detektion von Regionen mit Unkraut, Krankheits- und Insektenbefall mit Segmentierungsverfahren möglich (siehe auch Kapitel A.5).
- **Klassifizierung:** Eine Klassifizierung ist die Zuweisung eines Pixels oder Segments aufgrund bestimmter Merkmale zu einer Klasse. Die Anwendung von Klassifizierungsverfahren in der Teilschlagbewirtschaftung setzt voraus, dass eine schlaginterne Einteilung in diskrete Klassen möglich ist. Zwei Arten von Klassifizierungen sind möglich. Bei einer überwachten Klassifizierung werden Bodenmessungen an Testgebieten zur Definition der Klassen hinzugezogen, während bei der unüberwachten Klassifizierung alle Pixel aufgrund der Nähe ihrer Merkmale im Merkmalsraum (RICHARDS und JIA 1999) zu einzelnen Gruppen (Cluster) zusammengefasst werden (siehe Beispiel in Abbildung 2.9 mittig). Für die schlaginterne Differenzierung der Vegetation eignen sich Klassifizierungsverfahren nur bedingt. Zum einen ist die Einteilung der Klassen im Gegensatz zur Landnutzungsklassifikation willkürlich, und zum anderen lassen sich die schlagintern definierten Klassen in der Regel schwer trennen (KURZ et al. 2000). Jedoch ist die Detektion von Regionen mit Unkraut, Krankheits- und Insektenbefall mit Klassifizierungsverfahren möglich.
- **Quantitative Schätzverfahren:** Die quantitative Bestimmung von Boden- und Vegetationsparametern liefert Karten von einzelnen Vegetationsparametern und stellt hohe Anforderungen an die Methoden der Fernerkundung. Für die Schätzung von Vegetationsparametern ist die Kenntnis des funktionalen Zusammenhangs zwischen den Vegetationsparametern und den Fernerkundungsdaten essentiell. Dieser Zusammenhang wird mit Hilfe empirischer, semi-empirischer oder physikalischer Methoden hergeleitet. Bodenmessungen an Stützstellen sind meist für die Bestimmung des funktionalen Zusammenhangs erforderlich. Quantitative Schätzverfahren erlauben die zahlenmäßige Bestimmung von Parametern an jedem beliebigen Ort innerhalb des Schlages (siehe Beispiel in Abbildung 2.9 rechts), während bei Klassifikationsverfahren nur eine Einordnung in diskrete Klassen möglich ist.



**Abbildung 2.9.** Gegenüberstellung von Klassifizierung, Segmentierung und quantitativer Schätzung von Vegetationsparametern zur Anwendung in der Teilschlagbewirtschaftung.

### 2.3.3 Quantitative Schätzverfahren

Die folgenden Kapitel geben einen Überblick der Methoden zur quantitativen Schätzung von Vegetationsparametern aus multi- und hyperspektralen Fernerkundungsdaten. Das in dieser Arbeit entwickelte Verfahren zählt zu den quantitativen Schätzverfahren und unterscheidet sich somit von den Klassifizierungs- und Segmentierungsverfahren. Im folgenden werden die Grundlagen von quantitativen Schätzverfahren in der Fernerkundung vorgestellt.

#### *Modellierungsarten*

Die quantitative Schätzung von Vegetationsparametern basiert auf unterschiedlichen Modellierungsarten, die in empirisch, semi-empirisch und physikalisch eingeteilt werden.

Empirische Verfahren basieren auf der Korrelation der Vegetationsparameter mit den Signaturen der Fernerkundungsdaten. Bei diesen Modellen wird der Zusammenhang zwischen beobachteten Grauwerten des Sensors und den einzelnen Vegetationsparametern ohne Wissen über die physikalischen Zusammenhänge nur aufgrund von beobachteten Erkenntnissen abgeleitet. Dazu werden Bodenmessungen von Vegetationsparametern an einzelnen Standorten in Verbindung mit den beobachteten Grauwerten des Sensors gebracht. Diese Methoden haben den Vorteil der einfachen Anwendung. Ein Nachteil ist, dass die gewonnenen Erkenntnisse nicht auf andere Datensätze übertragbar sind.

Rein physikalische Verfahren setzen ein klares Verständnis für die auftretenden physikalischen Prozesse voraus und modellieren den Strahlungstransport in den betroffenen Medien: Atmosphäre, Vegetationsschicht und Boden. Viele physikalische Modelle berücksichtigen auch die gerichtete Signatur der einzelnen Medien. Speziell für die Ableitung von einzelnen Vegetationsparametern sind diese Modelle jedoch sehr schwierig zu handhaben, da eine Vielzahl von Einflüssen berücksichtigt werden muss und komplexe Zusammenhänge zwischen den einzelnen Parametern bestehen.

Die hybriden oder semi-empirischen Verfahren kombinieren die Vorteile der empirischen und der physikalischen Methoden. Bei diesen Verfahren werden sowohl physikalische Zusammenhänge als auch empirische Erkenntnisse miteinander verbunden, um die funktionalen Zusammenhänge zwischen Sensorgrauwerten und Vegetationsparametern zu bestimmen. Das in dieser Arbeit vorgestellte neue Schätzverfahren zählt zu den semi-empirischen Verfahren.

#### *Modellierungsrichtungen*

Bei allen Schätzverfahren werden zwei Richtungen der Modellierung unterschieden: die Vorwärtsmodellierung und die Modellinversion. In Tabelle 2.2 sind die Modellierungsrichtungen der empirischen, semi-empirischen und physikalischen Verfahren mathematisch dargestellt.

Die Vorwärtsmodellierung ist die von der Natur vorgegebene Modellierungsrichtung, da hier der Weg des Photons von der Sonne zum Sensor nachvollzogen wird. Bei dieser Modellierungsrichtung werden die Sensorgrauwerte als Funktion der Eingabeparameter dargestellt, z. B. bei den semi-empirischen Verfahren als Funktion empirischer Parameter, konstanter Modellparameter und Vegetationsparameter.

Bei den physikalischen Verfahren wird in der Vorwärtsmodellierung der Strahlungstransport innerhalb der Medien mit teilweise hoher Detaillierung und vielen Eingabeparametern modelliert. Grundsätzlich spielt die Auswahl eines geeigneten physikalischen oder empirischen Modells für die jeweilige Anwendung eine wichtige Rolle. Tatsache ist, dass aufgrund der Komplexität der betroffenen Medien schon bei der Vorwärtsmodellierung sehr viele Annahmen und Vereinfachungen getroffen werden müssen. Diese Fehler in der Vorwärtsmodellierung erschweren eine exakte Schätzung von Vegetationsparametern bei der Modellinversion erheblich.

	Vorwärtsmodellierung	Modellinversion	Parameter
Empirisch	$g(\lambda) = f[\mathbf{p}, \mathbf{e}; \lambda]$	$[\mathbf{p}, \mathbf{e}] = f^{*-1}[g(\lambda), \mathbf{m}]$	$g(\lambda)$ Sensorgrauwerte als Funktion der Wellenlänge $\lambda$
Semi-empirisch	$g(\lambda) = f[\mathbf{p}, \mathbf{e}, \mathbf{c}; \lambda]$	$[\mathbf{p}, \mathbf{e}] = f^{*-1}[g(\lambda), \mathbf{c}, \mathbf{m}]$	$\mathbf{p}$ Vegetationsparameter
Physikalisch	$g(\lambda) = f[\mathbf{p}, \mathbf{c}; \lambda]$	$\mathbf{p} = f^{*-1}[g(\lambda), \mathbf{c}]$	$\mathbf{e}$ Empirische Parameter
			$\mathbf{c}$ Konstante Parameter
			$\mathbf{m}$ Messungen an Stützstellen
			$f^{*-1}$ Pseudo-Inverse

**Tabelle 2.2.** Mathematische Beschreibung der empirischen, semi-empirischen und physikalischen Schätzverfahren

Bei der Modellinversion hingegen wird in umgekehrter Richtung ausgehend von den gemessenen Fernerkundungsdaten und anderen bekannten Parametern oder Messungen auf die Vegetationsparameter geschlossen. Bei empirischen oder semi-empirischen Verfahren sind Messungen der Vegetationsparameter an Stützstellen erforderlich, die zur Schätzung der empirischen Parameter benötigt werden. Konstante Eingabeparameter der physikalischen oder semi-empirischen Modelle, z. B. der Bodenreflexionsgrad, werden bei der Modellinversion als bekannt vorausgesetzt.

In Tabelle 2.3 werden die oben erläuterten Eigenschaften der Modellierungsarten zusammenfassend gegenübergestellt.

	Empirisch	Semi-empirisch	Physikalisch
Funktioneller Zusammenhang	Allein auf beobachteten Erkenntnissen begründet	Mischung empirischer und physikalischer Zusammenhänge	Durch Berechnung des Strahlungstransports
Modellinversion	Analytische oder numerische Modellinversion		
Anwendungen	Schätzung von Vegetationsparametern Aufdeckung von Zusammenhängen	Schätzung von Vegetationsparametern Normalisierung von Reflexionsgraden Ableitung des Gesamtalbedos	Schätzung von Vegetationsparametern Erklärung empirisch gewonnener Erkenntnisse
Anwendbarkeit/ Invertierbarkeit	Einfach	↔	Erschwert wegen Komplexität und Ungenauigkeit der Modelle
Allgemeingültigkeit	Nicht-übertragbar	↔	Übertragbar
Modellentwicklung	Erkenntnisse aus einer Vielzahl von Messungen	↔	Erfordert Wissen über die physikalischen Prozesse
Parameteranzahl	Klein	↔	Groß
Anzahl verwendeter Kanäle/Blickrichtungen	Einzelne Kanäle (meist Nadir)	↔	Mehrere Kanäle Mehrere Blickrichtungen

**Tabelle 2.3.** Vergleich empirischer, semi-empirischer und physikalischer Schätzverfahren

*Modellinversion*

Die Modellinversion ist ein Optimierungsproblem, bei dem die zu schätzenden Parameter bestmöglich an gemessene Sensordaten angepasst werden. Dieser Umkehrungsprozess stellt je nach Definition der Problemstellung aus mathematischer Sicht ein schlecht gestelltes oder unterbestimmtes Problem dar, d.h. aus wenigen sehr indirekten und „entfernten“ Messungen sollte eine Vielzahl von Parametern abgeleitet werden. Bei der Definition der Problemstellung sollte darauf geachtet werden, dass die Invertierbarkeit der verwendeten Modelle gegeben ist. Diese Invertierbarkeit ist v.a. bei den rein physikalischen Modellen aufgrund der Vielzahl von Parametern nicht immer gegeben. Zur Lösung dieses Problems werden meist *a priori* Informationen, z. B. durch Festsetzen einzelner Parameter in den Inversionsprozess eingeführt, um eine eventuelle Unterbestimmtheit aufzulösen.

Bei der Modellinversion ist neben der Auswahl geeigneter Zielparameter und Sensoren auch die Auswahl eines geeigneten mathematischen Inversionsverfahren entscheidend. Meist sind die verwendeten Modelle v.a. bei komplexeren physikalischen Modellen analytisch nicht invertierbar. In diesem Fall werden geeignete numerische Inversionsverfahren angewandt, welche die optimal passenden Parameterwerte schätzen. Als numerische Inversionsverfahren werden meist stochastische oder deterministische Optimierungsverfahren, neuronale Netze oder „Look-up“ Verfahren verwendet (PRAGNERE et al. 1999). Die stochastischen oder deterministischen Optimierungsverfahren basieren auf der Minimierung einer Differenzfunktion (*merit function*), die sich aus den gemessenen und modellierten Sensorgrauwerten berechnet.

Grundsätzlich sollte das mathematische Inversionsverfahren folgenden Anforderungen genügen (ZHENG 1993).

- Unterschiedliche Parameterwerte bewirken u.U. in der Vorwärtsmodellierung gleiche Sensordaten. Das verwendete mathematische Inversionsverfahren sollte robust gegenüber Mehrdeutigkeiten sein und neben dem globalen Minimum auch die lokalen Minima der Differenzfunktion berechnen.
- Während der Inversion können die zu bestimmenden Parameter den Definitionsbereich verlassen. Das verwendete mathematische Inversionsverfahren sollte dies durch eine geeignete „penalty“-Funktion (GOEL et al. 1984a) verhindern.
- Das Inversionsverfahren sollte für nicht-lineare Differenzfunktionen geeignet sein und nicht allzu strenge Anforderung an die Näherungswerte stellen.
- Das Inversionsverfahren sollte garantieren, dass bei der Minimierung der Differenzfunktion zufällig verteilte Residuen entstehen.

## 2.4 Physikalische Strahlungstransport-Modelle in der optischen Fernerkundung

### 2.4.1 Überblick

In den nachfolgenden Kapiteln werden die Modellierungs- und Berechnungsprinzipien des Strahlungstransports anhand ausgewählter und bereits bestehender physikalischer Strahlungstransport-Modelle erläutert. Die Interaktionen der einfallenden Sonnenstrahlung mit den betroffenen Medien werden als Strahlungstransport bezeichnet und sind aktueller Forschungsgegenstand (USTIN 1999). Der Strahlungstransport spielt in der Fernerkundung eine wichtige Rolle, da die Sensoren die an der Erdoberfläche reflektierte Sonnenstrahlung messen, die auf dem Weg von der Sonne zum Sensor mit den verschiedensten Medien in Wechselwirkung tritt. Photonen von der Sonne durchdringen die Atmosphäre, treffen auf die Vegetation oder auf die Erdoberfläche auf, durchdringen teilweise die Vegetation und werden zum Teil schließlich in Richtung zum Sensor gestreut. Ein Ziel bei der Entwicklung von physikalischen Modellen ist die Berechnung der Strahlungsintensität und Richtung an jeder beliebigen Stelle innerhalb oder außerhalb der Vegetationsschicht in Abhängigkeit der spektralen und strukturellen Eigenschaften der einzelnen Medien.

Die Modellierung des Strahlungstransports erfolgt durch Kombination einzelner physikalischer Modelle, die jeweils auf ein bestimmtes Medium spezialisiert sind.

- Der Strahlungstransport in der Atmosphäre hängt vom Zustand der Atmosphäre (Aerosole, Druck, Wind usw.) ab und wird durch Atmosphären-Modelle (*atmosphere transfer models*) beschrieben. Diese Modelle berechnen den Strahlungstransport in der Atmosphäre und liefern für die Fernerkundung relevante Eingabeparameter. Atmosphären-Modelle werden meist eingesetzt, um den Einfluss der Atmosphäre aus dem Fernerkundungssignal zu eliminieren oder um den Zustand der Atmosphäre zu erfassen.
- Die Modellierung des gerichteten Strahlungstransports in der Vegetationsschicht berücksichtigt die Architektur und die spektralen Eigenschaften der einzelnen Pflanze, sowie auch deren Anordnung innerhalb der Vegetationsschicht. Die geometrische Anordnung, Menge und spektralen Eigenschaften der einzelnen Pflanzenbestandteile, sowie die Aufnahme- und Beleuchtungsgeometrie und gegenseitige Schatteneffekte können hierbei berücksichtigt werden. Der Ausgabeparameter dieser Modelle ist der Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht. Diese Modelle werden im folgenden als Vegetationsschicht-Modelle (*canopy transfer models*) bezeichnet.
- Wichtigste Bestandteile der Vegetationsschicht sind Blätter, die aufgrund ihrer Menge und charakteristischen spektralen Eigenschaften maßgeblichen Einfluss auf das Fernerkundungssignal haben. Die spektralen Eigenschaften von Blättern werden durch optische Blattmodelle (*leaf optical models*) berechnet, welche die Oberflächeneigenschaften der Blätter, die Zellstruktur und die chemischen Zusammensetzung berücksichtigen.
- Der Boden als untere Grenze der Vegetationsschicht reflektiert Strahlung, die durch die Vegetationsschicht transmittiert wird. Die spektralen Eigenschaften des Bodens hängen von der Zusammensetzung und Struktur des Bodens ab. Die spektralen Eigenschaften werden durch spektrale Bodenmodelle (*soil spectral models*) beschrieben. Diese Modelle berücksichtigen teilweise auch die richtungsabhängige Reflexion des Bodens.

Der Schwerpunkt in diesem Kapitel ist ein Überblick über verschiedene physikalische Modellierungsprinzipien und eine detaillierte Beschreibung der später verwendeten Modelle. Folgende Modelle werden in dieser Arbeit zur Schätzung von Vegetationsparametern verwendet: für die Modellierung der Atmosphäre wird das *SOLSPEC* Modell (BIRD 1984), für Vegetationsschichten das *SAIL* Modell (VERHOEF 1984) und für die Blätter das *PROSPECT* Modell (JACQUEMOUD und BARET 1990) eingesetzt. Die Reflexion am Boden wurde entsprechend den Untersuchungen von (STONER und BAUMGARDNER 1981) gewählt. Ziel ist die Modellierung des Fernerkundungssignals in Abhängigkeit von den Eingabeparametern der physikalischen Modelle.

## 2.4.2 Der Strahlungstransport am Sensor und in der Atmosphäre

### 2.4.2.1 Allgemein

Die Atmosphäre der Erde wird von der Sonneneinstrahlung aus einer bestimmten Richtung beleuchtet. Diese Strahlung wird je nach Zusammensetzung der Atmosphäre gestreut, transmittiert oder absorbiert und trifft schließlich auf die Vegetationsschicht. Die Vegetationsschicht wird somit von direkter und indirekter (diffuser) Strahlung getroffen und reflektiert die Strahlung gemäß ihrer *BRDF* wieder in die Atmosphäre zurück. Diese reflektierte Strahlung wird von der Atmosphäre beeinflusst und schließlich von Fernerkundungssensoren gemessen, die sich in unterschiedlichen Höhen innerhalb oder außerhalb der Atmosphäre befinden.

Die Atmosphäre spielt eine wichtige Rolle bei der Berechnung des Strahlungsregimes, da die Strahlung weite Strecken in der Atmosphäre zurücklegt bis sie auf den Sensor trifft. Die Modellierung des Strahlungstransports in der Atmosphäre basiert meist auf der allgemeinen Strahlungstransport-Gleichung (CHANDRASEKHAR 1960) (siehe auch Anhang A.1), die an die speziellen Eigenschaften der Atmosphäre angepasst wird. Dabei wird in Modelle unterschieden, welche die Strahlungstransport-Gleichung exakt lösen oder den Strahlungstransport vereinfacht modellieren. Vereinfachte Modelle sind z. B. die *DOM-Approximation* (*discrete ordinate method*), die den Strahlungstransport mit diskreten Strömen berechnet, oder das *5S* Modell, das die Atmosphäre als eine einzelne Schicht betrachtet und Mehrfachstreuungen mit empirischen Funktionen berücksichtigt. Eine Übersicht über verschiedene Atmosphärenmodelle mit den dazugehörigen Verweisen ist in (RICHTER 1991) enthalten.

Für die exakte Berechnung des Strahlungstransports in der Atmosphäre ist neben der genauen Modellierung der Streu- und Absorptionsvorgänge in der Atmosphäre auch die Berücksichtigung der verschiedenen Strahlungswege erforderlich. Abbildung 2.10 zeigt die verschiedenen Strahlenwege von der Sonne zum Sensor. Die Strahlung, die entweder auf direktem Weg von der Sonne (1) oder durch Streuung an der Atmosphäre (2) die Vegetationsschicht erreicht und zum Sensor reflektiert wird, ist dabei Informationsträger des Zielobjekts. Die beiden auf die Vegetationsschicht auftreffenden Strahlungen werden als *direkte* Einstrahlung der Intensität  $E_{s,top}$  und als *diffuse* Einstrahlung der Intensität  $E_{-,top}$  bezeichnet. Die Summe beider Strahlungen ist die auftreffende Globalstrahlung  $E_{\lambda}^{global}$ .

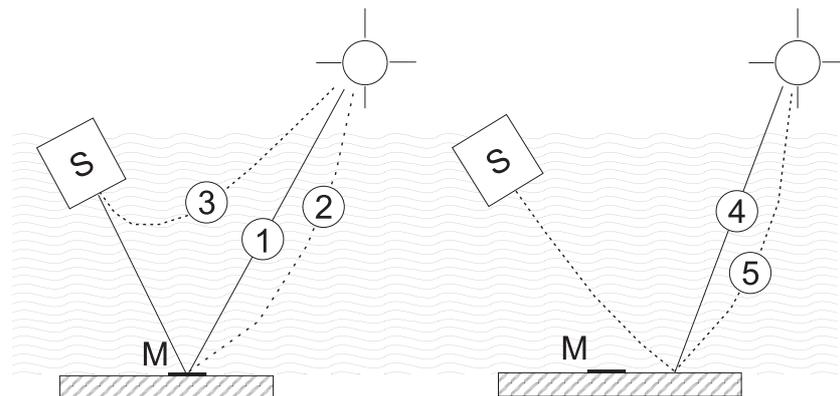


Abbildung 2.10. Die verschiedenen Wege der Strahlung von der Sonne zum Sensor (M ist das Zielobjekt)

Daneben erreicht den Sensor auch Strahlung, die nicht den Boden erreicht hat und durch die Atmosphäre zum Sensor reflektiert wird (3). Diese Einstrahlung (Pfadeinstrahlung) verfälscht das Signal der Vegetationsschicht und wird v.a. bei kurzen Wellenlängen korrigiert, da dort der Einfluss der Atmosphäre am größten ist. Besonders bei inhomogenen Oberflächen sind auch Strahlungen, die in der Umgebung des Zielobjekts reflektiert wurden (4 und 5), von Bedeutung und müssen korrigiert werden.

### 2.4.2.2 Die Modellierung der Strahlung am Sensor

Ein Sensormodell wird zur Umwandlung der kontinuierlichen Strahlung am Sensor in die gemessenen Sensorgrauwerte angewandt. Fernerkundungssensoren registrieren die auftreffende Strahlung in den einzelnen Kanälen und wandeln sie in

Grauwerte um. Dabei integrieren sie die kontinuierliche Strahlung innerhalb eines Wellenlängenbereichs entsprechend der Bandbreite. Eine Kalibrierung des Sensors liefert die spektrale Empfindlichkeit  $\Phi_i(\lambda)$  des Sensors innerhalb der einzelnen Bandbreiten und liefert Faktoren (Kalibrierungskonstanten)  $cal_i$  zur Umrechnung von Strahldichten in Grauwerte.

Ausgabe		Eingabe	
Sensorgrauwerte	Sensor Modell	Bidirektionaler Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht	$\rho_{ODV}$
		Globalstrahlung	$E_{\lambda}^{global}$
		Sensor-Kalibrierungskonstanten	$cal_i$
		Spektrale Empfindlichkeit des Sensors	$\Phi_i(\lambda)$

**Tabelle 2.4.** Ein- und Ausgabeparameter des Sensormodells

In dieser Arbeit wird ein Sensormodell verwendet, um die auftreffende Strahlung in Grauwerte eines *Daedalus* Multispektralscanners (siehe auch Kapitel 3.5.1) umzuwandeln. Die am Sensor auftreffende Strahlung berechnet sich dabei aus dem Anteil der Globalstrahlung  $E_{\lambda}^{global}$ , der von der Vegetation entsprechend der *BRDF* in Richtung des Sensors reflektiert wird. Diese einfache Berechnungsweise vernachlässigt die Pfadeinstrahlung, die Einstrahlung aus der Umgebung sowie Einflüsse der Atmosphäre auf dem zum Sensor gerichteten Strahlenweg. In Tabelle 2.4 sind die erforderlichen Eingabeparameter des in dieser Arbeit verwendeten Sensormodells aufgelistet. Eingabeparameter sind der gerichtete Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht, die Kalibrierungskonstanten des Sensors, die Globalstrahlung und die spektrale Systemempfindlichkeit des Sensors. Detailliertere Erläuterungen mit den entsprechenden Gleichungen befinden sich im Anhang A.2.

#### 2.4.2.3 Das SOLSPEC Modell

In dieser Arbeit wird das Atmosphären-Modell *SOLSPEC* (BIRD 1984) verwendet. Es berechnet auf einfache Weise und mit ausreichenden Genauigkeiten die auf die Erdoberfläche auftreffende Globalstrahlung einschließlich des diffusen Anteils in Abhängigkeit vom Zustand der Atmosphäre. In Tabelle 2.5 sind die wichtigsten Eingabeparameter des *SOLSPEC* Modells aufgelistet.

Ausgabe		Eingabe	
Globalstrahlung	SOLSPEC Modell	Ozongehalt	$C_{Ozon}$
		Wassergehalt der Atmosphäre	$C_{H_2O}$
		Trübheit und Größenverteilung der Aerosole	$\beta_{Aerosol}$ $\alpha_{Aerosol}$
Diffuser Anteil	SOLSPEC Modell	Luftdruck	$p$
		Zeit und Ort	
		Neigung und Orientierung der Oberfläche ...	

**Tabelle 2.5.** Ein- und Ausgabeparameter des SOLSPEC Modells

Dieses einfache Modell behandelt die Atmosphäre als eine einzelne Schicht, in der gleichverteilte und winzige Partikel absorbieren, transmittieren und streuen (trübes Medium), und liefert als Ausgabeparameter die direkte und die diffuse Einstrahlung auf die Oberfläche einer beliebig geneigten Vegetationsschicht. Der Strahlungstransport innerhalb der Atmosphäre wird unter Berücksichtigung der Transmissivität und der Konzentration einzelner Bestandteile, wie Ozon, Wasserdampf, Sauerstoff, Kohlendioxid und Aerosol, berechnet. Im folgenden wird die Berechnung der auftreffenden Globalstrahlung ausführlicher dargestellt, die Berechnung des diffusen Anteils erfolgt durch Vereinfachung einer strikten Berechnungsweise (BRINE und IQBAL 1982).

Gleichung 2.3 zeigt die Berechnung der Globalstrahlung auf der Erdoberfläche  $E_{\lambda}^{global}$  aus der Globalstrahlung an der obersten Schicht der Atmosphäre  $E_{\lambda}^{global*}$  durch Multiplikation mit den Transmissivitäten einzelner Bestandteile der Atmosphäre<sup>4</sup>. Dafür wird das Gewicht der Atmosphäre benötigt, das abhängig vom Druck  $p$  korrigiert wird. Die

<sup>4</sup>Einschließlich dem transmissivem Anteil der Rayleigh-Streuung, d.h. der Streuung des Lichts an Partikeln, die kleiner als die Wellenlänge sind

Globalstrahlung an der obersten Schicht der Atmosphäre berechnet sich aus der Schwarzkörperstrahlung der Sonne für eine mittlere Sonnen-Erde Distanz. Ein Korrekturfaktor  $D$  berücksichtigt die Schwankungen dieser Distanz aufgrund der Jahreszeit, des Sonnenstands und des Orts auf der Erde.

$$E_{\lambda}^{global} = D \cdot E_{\lambda}^{global*} \prod T_{\lambda}^i \quad (2.3)$$

Schwierigkeiten bereiten die Modellierungen der Transmissivitäten der einzelnen Bestandteile der Atmosphäre. Größten Einfluss auf die atmosphärische Transmission der untersten Atmosphärenschicht ( $0 - 2km$ ) haben Aerosole. Aerosole sind in der Atmosphäre schwebende Teilchen, wie z. B. Staub und Tröpfchen. Die Transmissivität des Aerosols wird in diesem Modell gemäß dem Angstrom Formalismus (ANGSTROM 1961) aus der Trübheit  $\beta_{Aerosol}$  und einem Koeffizienten  $\alpha_{Aerosol}$ , der die Größenverteilung der einzelnen Partikel beschreibt, berechnet. Das in der Atmosphäre befindliche Wasser und Ozon absorbieren die auftreffende Strahlung in Abhängigkeit ihrer Konzentrationen  $C_{H_2O}$  bzw.  $C_{Ozon}$ . Die Transmissivitäten dieser Bestandteile berechnen sich nach Formalismen von (LECKNER 1978).

### 2.4.3 Der Strahlungstransport in der Vegetationsschicht

In diesem Kapitel wird ein Überblick über die verschiedenen Modellierungsprinzipien zur Berechnung des Strahlungstransports innerhalb von Vegetationsschichten vorgestellt und das in dieser Arbeit verwendete Modell detailliert beschrieben. Verschiedene physikalische Modelle sind in den letzten dreißig Jahren entwickelt worden, einerseits um das Verständnis über den Strahlungstransport innerhalb der Vegetationsschichten zu fördern, andererseits um Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparameter zu entwickeln. Bei der Entwicklung dieser Modelle werden unterschiedliche Ansätze verfolgt, die sich in der Komplexität, Anzahl der Parameter und in der Modellierung des Strahlungstransports unterscheiden. Erst in den letzten Jahren wurden mit der Entwicklung von leistungsfähigeren Rechnern auch komplexere Modelle entwickelt.

#### 2.4.3.1 Modelle für Vegetationsschichten

Im folgenden werden ausgewählte Vegetationsschicht-Modelle vorgestellt. Eine Übersicht befindet sich auch in (GOEL 1988) und (USTIN 1999).

##### *Modelle in trüben Medien (klassischer Ansatz)*

Diese Modelle basieren auf einer Lösung der allgemeinen Strahlungstransport-Gleichung (siehe Anhang A.1) und behandeln die Vegetationsschicht als trübes Medium (turbid medium). Trübe Medien bestehen aus gleichmäßig verteilten und winzigen Partikeln (in diesem Fall Blätter), welche die Strahlung reflektieren, transmittieren oder absorbieren. Die Anordnung, Ausrichtung und spektralen Eigenschaften der Blätter werden durch biophysikalische und biochemische Parameter der Pflanzen modelliert, aus denen wiederum die Koeffizienten der Strahlungstransport-Gleichung berechnet werden. Bekanntestes Modell ist das *SAIL* Modell (VERHOEF 1984), das auf einer stark vereinfachten Lösung der allgemeinen Strahlungstransport-Gleichung basiert. Weitere mehr komplexere Modelle sind von (CAMILLO 1987), (PINTY et al. 1990) und (GANAPOL et al. 1999) entwickelt worden, welche die Strahlungstransport-Gleichung exakt mit numerischen Verfahren lösen. Diese Art der Modelle berücksichtigen nicht die Blattgröße und können deshalb den Hot-Spot Effekt nicht richtig darstellen. Dies führte zur Entwicklung von Hot-Spot Modellen (LIANG und STRAHLER 1993, NILSON und KUUSK 1989, KUUSK 1995), die eine Abweichung vom trüben Medium Konzept darstellen und somit den Energieerhaltungssatz verletzen. Sie basieren deshalb nicht auf einer korrekten Lösung der allgemeinen Strahlungstransport-Gleichung.

##### *Geometrische Modelle*

Diese Modelle berücksichtigen außer den spektralen Eigenschaften der einzelnen Bestandteile zusätzliche geometrische Eigenschaften der Vegetationsschicht, wie z. B. die Form und Größe der Bäume, Schattenwurf, Reihenstruktur innerhalb der Äcker und die strukturierte Architektur der Pflanzen. Die Modellierung basiert meist auf Reflexionskörpern mit bestimmten spektralen Eigenschaften, die auf einer Bodenschicht platziert sind. Für diese Modelle gibt es jedoch keine einheitlich zugrundeliegenden Theorien. Bekannteste Modelle sind das Goel-Grier Reihenmodell (GOEL und GRIER 1986), das wiederum auf dem *SAIL* Modell aufbaut und die Reihenstruktur in Äckern geometrisch modelliert, oder die geometrisch-optischen Modelle von (LI und STRAHLER 1985, LIANG und STRAHLER 1993), welche die reflektierte Strahlung mit Hilfe der Form, Orientierung und Größe einzelner Reflexionskörper beschreiben.

### Ray-Tracing Modelle

Diese Modelle erlauben die Berechnung des Strahlungstransports in einer komplexen Vegetationsschicht mit einer expliziten Darstellung der relevanten Reflexions- und Absorptionskörper. Die Anordnung und Orientierung dieser Körper wird simuliert, um Strahlenwege durch diese Körper zu berechnen. Die Strahlungsberechnung durch diese Körper erfolgt entweder durch die Berechnung des relativen Beitrags jedes einzelnen Körpers (BOREL et al. 1991) oder durch die Propagation einer großen Anzahl von einzelnen Strahlen durch die Körper (GOVAERTS und VERSTRAETE 1996, GOEL et al. 1991).

### Hybride Modelle mit empirischen Funktionen

Diese Modelle modellieren den Strahlungstransport innerhalb von Vegetationsschichten sowohl mit physikalisch begründeten Funktionen als auch mit empirischen Parametern, denen keine physikalische Bedeutung zugewiesen werden kann. Bei dem geometrisch hybriden Modell von (ROUJEAN et al. 1992) wird die Vegetationsschicht mit zusätzlichen empirischen Parametern modelliert, mit denen das Verhältnis zwischen den physikalisch begründeten Anteilen einer diffusen Reflexionskomponente und einer Volumenreflexionskomponente abgestimmt wird. Eine andere Vorgehensweise ist die sogenannte *Kernel-getriebene* Modellierung der Vegetationsdecke (WANNER et al. 1995), bei der nach dem Baukastenprinzip einzelne physikalische Submodelle (Kernel) für bestimmte Vegetationsarten empirisch zusammengestellt werden.

#### 2.4.3.2 Die Vierstrom-Approximation

In dieser Arbeit wird das *SAIL* Modell (*Scattering by Arbitrary Inclined Leaves*) in der Originalversion ohne Erweiterungen von (VERHOEF 1984) verwendet, das den Strahlungstransport innerhalb der Vegetationsschicht in Abhängigkeit von biophysikalischen und blattspezifischen Parametern der Pflanzen berechnet und als Rückgabeparameter den gerichteten Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht liefert. Dieses Modell ist einfach, weitverbreitet, mathematisch total invertierbar und passt sich ausreichend gut mit relativ wenigen Parametern an verschiedene landwirtschaftliche Vegetationsarten an.

Die Vierstrom-Approximation ist die Grundlage des *SAIL* Modells. Die Vegetationsschicht wird in dieser Approximation entsprechend dem trüben Medium Konzept als planparallele Schicht mit infinitesimal kleinen Blättern betrachtet, die unten durch den Boden begrenzt wird. Die Blätter sind infinitesimal kleine Partikel, die gleichmäßig in der Vegetationsschicht verteilt sind. Die Dichte und Ausrichtung der Blätter werden durch die Parameter Blattflächenindex  $LAI$  und Blattwinkelverteilungsfunktion  $LAD$  gesteuert. Dabei sind die Blätter in der Vertikalen entsprechend der Blattwinkelverteilungsfunktion geneigt, während die Verteilung im Azimut und in der räumlichen Lage gleichmäßig ist. Die Blätter sind perfekte Lambertsche Diffusoren und streuen richtungsunabhängig mit gleichen spektralen Eigenschaften an der Ober- und Unterseite eines Blattes. Die spektralen Eigenschaften des Blattes werden durch den spektralen hemisphärischen Reflexions- und Transmissionsgrad<sup>5</sup>  $\rho_{Blatt}$  und  $\tau_{Blatt}$  charakterisiert.

Bei der Vierstrom-Approximation wird der Strahlungstransport innerhalb der Vegetationsschicht mit vier Strahlungsflüssen der Intensitäten  $E_i$  mit  $i \in [+,-,o,s]$  modelliert. Die einzelnen Strahlungsflüsse sind in Abbildung 2.11 skizziert: Ein diffuser nach unten  $E_-$  bzw. nach oben  $E_+$  gerichteter Strahl, der Sonnenstrahl  $E_s$  und der Strahl in Beobachtungsrichtung  $E_o$ . Die nach unten gerichtete Strahlung  $E_-$  und  $E_s$  wird teilweise absorbiert und teilweise wieder nach oben gestreut. Die nach oben gestreute Strahlung wird entweder in Richtung zum Sensor  $E_o$  oder wieder weiter diffus  $E_+$  nach oben gestreut. Auf die Oberkante der Vegetationsschicht treffen zwei nach unten gerichtete Strahlungsflüsse: Der diffuse Strahlungsfluss  $E_{-,top}$  und der Sonnenstrahl  $E_{s,top}$ , wobei deren Gewichtung durch den Parameter  $SKYL$  charakterisiert wird. Am Boden wird die nach unten gerichtete diffuse Strahlung  $E_{-,bottom}$  in die nach oben gerichtete diffuse Strahlung  $E_{-,bottom}$  entsprechend der Bodenreflexion  $\rho_{Boden}$  umgewandelt. Die zum Beobachter gerichtete Strahlung an der Oberkante der Vegetationsschicht  $E_{o,top}$  erreicht auf dem Weg durch die Atmosphäre den Sensor und ist der unbekannte Zielparameter bei der Lösung der differentiellen Strahlungstransportgleichungen, aus dem letztendlich der bidirektionale Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht berechnet wird.

Gleichungen (2.4) (2.7) listen die zu den Strahlungsflüssen gehörigen differentiellen Strahlungstransportgleichungen auf. Das System der vier Differentialgleichungen enthält neun unabhängige Koeffizienten, einen für die Abschwächung  $a$ , zwei für die Absorption ( $k$  und  $K$ ) und sechs für die Streuung ( $s$ ,  $s$ ,  $\sigma$ ,  $\omega$ ,  $\nu$  und  $u$ ). Eine detaillierte Beschreibung der Koeffizienten findet sich im Anhang A.3. Die Gleichung (2.4) zeigt z. B., dass die diffuse abwärts gerichtete Strahlung  $E_-$  einerseits um  $a$  abgeschwächt wird andererseits aber um den rückwärtsgestreuten Anteil  $\sigma$  der diffus aufwärts gerichteten Strahlung  $E_+$  verstärkt wird. Ebenso verstärkt auch der diffus vorwärtsgestreute Anteil  $s$  der direkten Einstrahlung  $E_s$  den nach unten gerichteten diffusen Strahlungsfluss  $E_-$ . Ähnliche Überlegungen gelten auch für die übrigen Gleichungen.

<sup>5</sup>Hemisphäre: Halbkugel, hier Reflexion- oder Transmission in den jeweiligen Halbraum

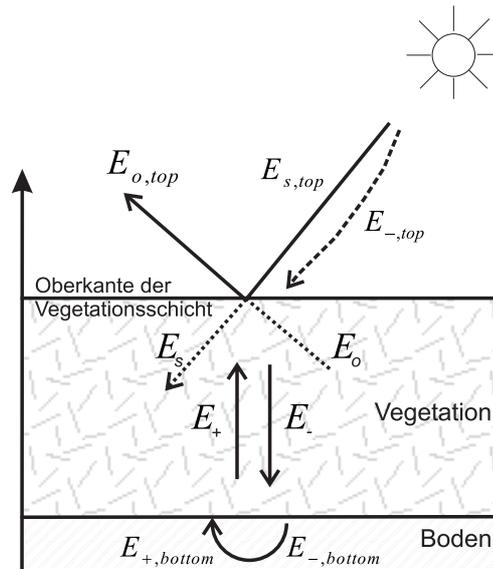


Abbildung 2.11. Architektur der Vegetationsschicht beim SAIL Modell und Skizzierung der einzelnen Strahlungsflüsse

Zur Lösung der differentiellen Strahlungstransportgleichungen müssen die Intensitäten der einzelnen Strahlungen an den Kanten der Vegetationsschicht als Randwerte fest vorgegeben werden.

$$\frac{dE_-}{dx} = -sE_s + aE_- - \sigma E_+ \quad (2.4)$$

$$\frac{dE_+}{dx} = sE_s + \sigma E_- - aE_+ \quad (2.5)$$

$$\frac{dE_s}{dx} = kE_s \quad (2.6)$$

$$\frac{dE_o}{dx} = \omega E_s + \nu E_- + uE_+ K E_o \quad (2.7)$$

### 2.4.3.3 Das SAIL Modell

Das *SAIL* Modell basiert auf einer speziellen Lösung der Differentialgleichungen (2.4)–(2.7) und einer Anpassung der neun Koeffizienten an Vegetationsschichten mit willkürlich geneigten Blättern (siehe auch A.3). Die Vierstrom-Approximation, die die Grundlage des *SAIL* Modells bildet, wurde ursprünglich aus der Zweistrom-Approximation (KUBELKA und MUNK 1931) entwickelt, die den Strahlungstransport in trüben Medien (ursprünglich in Anstrichen) mit zwei entgegengesetzten diffusen Strahlungsflüssen modelliert. Die Zweistrom-Approximation wurde von (DUNTLEY 1942) und (ALLEN et al. 1970) um den gerichteten Sonnenstrahl erweitert. (SUITS 1972) erweiterte zum Vierstrom-Modell, indem er einen Strahlengang in Beobachtungsrichtung hinzufügte. Die Koeffizienten dieser Vierstrom-Approximation werden in dem Modell von Suits an die Architektur der Vegetationsschicht angepasst, die stark vereinfacht nur aus horizontalen oder vertikalen Blättern besteht. (VERHOEF 1984) und (VERHOEF 1985) entwickelten aus dem Modell von Suits durch Modifikation der Koeffizienten das *SAIL* Modell, das nun willkürlich geneigte Blätter zulässt. In Tabelle 2.6 sind sämtliche Ein- und Ausgabeparameter des *SAIL* Modells aufgelistet.

## 2.4.4 Der Strahlungstransport in Blättern

In diesem Kapitel wird ein Überblick über bereits bestehende spektrale Blattmodelle gegeben, und die Grundlagen des in dieser Arbeit verwendeten Modells näher erläutert.

### 2.4.4.1 Spektrale Blattmodelle

Spektrale Blattmodelle berechnen den gerichteten oder diffusen Reflexions- und Transmissionsgrad der Blätter. Diese Parameter werden als Eingabeparameter für die Modelle der Vegetationsschicht benötigt. Im folgenden werden einzelne Blattmodelle vorgestellt. Eine Übersicht findet sich auch in (USTIN 1999).

Ausgabe		Eingabe
Bidirektionaler Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht	SAIL Modell	Blattflächenindex $LAI$
		Blattwinkelverteilung $LAD$
		Hemisphärischer Reflexionsgrad der Blätter $\rho_{Blatt}$
		Hemisphärischer Transmissionsgrad der Blätter $\tau_{Blatt}$
		Bodenreflexion $\rho_{Boden}$
		Diffuser Anteil der Globalstrahlung $SKYL$
		Zenitdistanz und Azimut der Sonne $\theta, \phi$
		Zenitdistanz und Azimut des Sensors $\theta', \phi'$

Tabelle 2.6. Ein- und Ausgabeparameter des SAIL Modells

### N-Strom Approximationen

Die N-Strom Approximationen basieren auf dem Konzept des trüben Mediums und betrachten ein Blatt als eine Scheibe, die von mehreren Strahlungsflüssen durchströmt wird. Innerhalb der Scheibe befinden sich winzige und gleichverteilte Pigmente, die absorbieren, reflektieren und transmittieren. Im einfachsten Fall, der Zweistrom-Approximation (ALLEN und RICHARDSON 1968), wird der Strahlungstransport innerhalb eines Blattes mit zwei Strahlungsflüssen modelliert: ein nach unten gerichteter und ein nach oben gerichteter diffuser Strahlungsfluss. (FUKSHANSKY et al. 1991) erweiterte die einfache Approximation zu einer Vierstrom-Approximation mit Berücksichtigung der gerichteten Reflexion von Blättern. Das *SLOPE* Modell (MAIER 2000) modelliert den Strahlungstransport in Blättern ebenfalls mit vier Strömen jedoch unterteilt in 30 Blattschichten. Der Strahlungstransport wird durch die Wahrscheinlichkeiten des Photonübergangs von einer Schicht bzw. Strahlungsfluss zur bzw. zum nächsten unter Verwendung von Markov-Zufallsketten berechnet.

### Plate-Modelle

Diese Modelle betrachten ähnlich dem Konzept des trüben Mediums ein Blatt als eine spektral interaktive Schicht, in der winzige Pigmente absorbieren, reflektieren und transmittieren. Diese Schicht wird von rauen, planparallelen und Lambertsch reflektierenden Oberflächen begrenzt und von zwei diffusen Strahlungsflüssen durchströmt. Ein erstes einfaches „plate“-Modell wurde von (ALLEN et al. 1969) entwickelt, dessen Idee von (JACQUEMOUD und BARET 1990) wieder aufgegriffen wurde. Er erweiterte das einfache Modell zum *PROSPECT* Modell durch Anpassung einzelner Parameter und durch eine Erweiterung auf mehrere Schichten. Um die natürliche Schichtung eines Blattes v.a. bei mehrkeimblättrigen Pflanzen besser zu beschreiben, werden in diesem Modell einzelne Schichten gesteuert von einem Strukturparameter übereinandergestapelt.

### Ray-Tracing Modelle

Diese Modelle berechnen den Strahlungstransport unter Berücksichtigung der Komplexität eines Blattes mit einer detaillierten Beschreibung der einzelnen Zellen und ihrer Anordnung innerhalb eines Blattes. Die spektralen Eigenschaften jedes einzelnen Bestandteils des Blattes, z. B. Zellwände, Pigmente, Luftlöcher usw. müssen hierfür bekannt sein. Das Modell von (GOVAERTS und VERSTRAETE 1996) simuliert den dreidimensionalen Strahlungstransport in mehrkeimblättrigen Blättern.

#### 2.4.4.2 Die plate-Approximation

Für die Berechnung des Strahlungstransports in Blättern wurde in dieser Arbeit das einfache und weitverbreitete *PROSPECT* Modell (JACQUEMOUD und BARET 1990) mit Erweiterungen von (JACQUEMOUD et al. 1996) verwendet. Dieses Modell berechnet den hemisphärischen Reflexions- und Transmissionsgrad eines frischen Blattes über ein breites Spektrum (400nm-2400nm) in Abhängigkeit von vier biochemischen Parametern. Es basiert auf einer einfachen Lösung der Strahlungstransportgleichung, der „plate“-Approximation (ALLEN und RICHARDSON 1968), und wurde bereits bei vielen landwirtschaftlichen Vegetationsarten eingesetzt.

Die „plate“-Approximation basiert auf der Annahme, dass sich ein einkeimblättriges Blatt spektral wie eine kompakte, transparente Schicht mit Lambert'schen, planparallelen Oberflächen verhält. In Abbildung 2.12 wird das Prinzip der „plate“-Approximation mit diffusen Strahlungsströmen dargestellt. Auf die Blattoberseite treffende diffuse Strahlung der Intensität  $I_0$  wird entweder an der Oberfläche reflektiert (Medium 1) oder diffus in das Blatt transmittiert (Medium 1  $\rightarrow$  2). Innerhalb des Blattes wird ein Teil der Strahlung transmittiert, trifft auf die Blattunterseite und wird dort entweder zurück ins Blatt reflektiert oder in Medium 3 diffus transmittiert (Medium 2  $\rightarrow$  3). Die Anteile der Strahlung, die jeweils wieder in das Blattinnere reflektiert werden, schwächen sich dabei immer stärker ab.

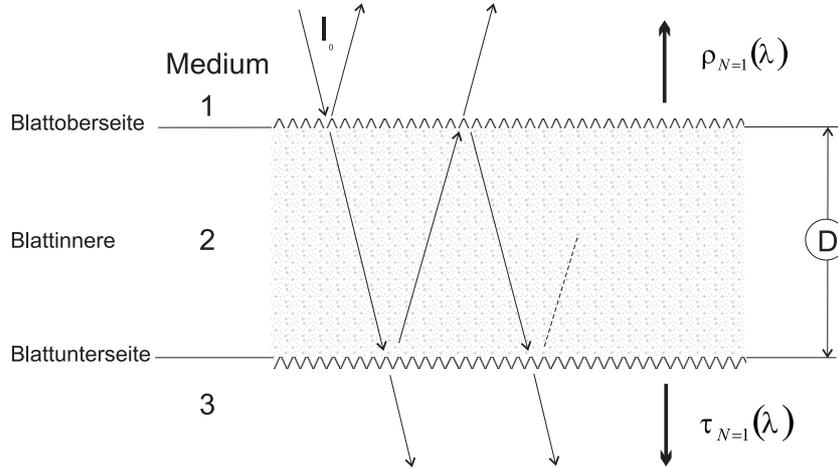


Abbildung 2.12. Modellierung des Strahlungstransports in Blättern

Die spektralen Eigenschaften der Blattoberflächen werden mit den Reflexionsgraden  $R_{i,j}$ , den Transmissionsgraden  $T_{i,j}$  mit  $i, j \in [1, 2, 3]$  mit  $i \neq j$  und einem Refraktionsindex  $\alpha$  beschrieben. Kennzeichnend für die spektralen Eigenschaften des Blattinneren ist der Transmissionsgrad  $\tau$ . Der gesamte Reflexionsgrad  $\rho_{N=1}$  und Transmissionsgrad  $\tau_{N=1}$  dieser einzelnen Schicht ( $N = 1$ ) kann als unendliche Reihe der einzelnen Reflexionen und Transmissionen an der Oberfläche dargestellt werden (Gleichungen 2.8 und 2.9) <sup>6</sup>.

$$\rho_{N=1} = R_{12} + T_{12}T_{21}\tau^2R_{23}(1 + \tau^2R_{23}R_{21} + \dots) \quad (2.8)$$

$$\tau_{N=1} = T_{12}\tau T_{23}(1 + \tau^2R_{23}R_{21} + \dots) \quad (2.9)$$

Zur Reduzierung der unbekanntenen Reflexions- und Transmissionsgrade werden Substitutionen  $R_{i,j} = 1 - T_{i,j}$ ,  $T_{21} = T_{23}$  und  $\alpha^2 = \frac{T_{12}}{T_{21}}$  vorgenommen. Der Grenzwert der unendlichen Reihe vereinfacht sich folgendermaßen

$$\rho_{N=1} = (1 - T_{12}) + \frac{\tau^2 T_{12}^2 (\alpha^2 T_{12})}{\alpha^4 - \tau^2 (\alpha^2 - T_{12})^2} \quad (2.10)$$

$$\tau_{N=1} = \frac{\tau \alpha^2 T_{12}^2}{\alpha^4 - \tau^2 (\alpha^2 T_{12})^2} \quad (2.11)$$

Die verbleibenden Parameter, der Refraktionsindex  $\alpha$  und der Transmissionsgrad der Oberfläche  $T_{12}$ , werden durch Messungen bestimmt und sind dann bei sämtlichen Vegetationsarten konstant und bekannt. Der Transmissionsgrad des Blattinneren  $\tau$  wird von den Konzentrationen der Blattpigmente beeinflusst und verändert sich in Abhängigkeit von der Fruchtart und auch zwischen einzelnen Pflanzen stark.

Der einfache Fall mit nur einer einzelnen Schicht ( $N = 1$ ) gilt nur für ein einkeimblättriges, kompaktes Blatt ohne Luftzwischenräume. Für die Modellierung des Strahlungstransports in nicht-kompakten, zweikeimblättrigen Blättern wurde die „plate“-Approximation von (ALLEN et al. 1970) auf mehrere Schichten erweitert. Ein Blatt wird nun als Stapel von  $N$  übereinandergelagerten Schichten betrachtet, die von  $N - 1$  Luftzwischenräumen getrennt sind. Zwei diffuse Strahlungsströme in entgegengesetzten Richtungen durchströmen diesen Stapel und werden von den einzelnen Schichten reflektiert, absorbiert oder transmittiert. Die Lösung dieser Zweistrom-Approximation nach Stokes (1862) erlaubt, dass  $N$  eine beliebige reale Zahl ist (2.12). Der Parameter  $N$  als physikalisch bedeutungsloser, nicht-direkt messbarer Parameter kann als optische Dicke eines Blattes interpretiert werden und wird im nachfolgenden als Strukturparameter  $N$  bezeichnet. Der Wertebereich liegt zwischen 1 und 1.5 bei einkeimblättrigen Blättern und zwischen 1.5 und 2.5 bei zweikeimblättrigen Blättern. Werte größer als 2.5 treten v.a. bei welchen Blättern auf. Neuere Untersuchungen (JACQUEMOUD et al. 1996)

<sup>6</sup>Sämtliche Parameter und Koeffizienten sind wellenlängenabhängig

zeigen aber auch, dass die Interpretation des Strukturparameters  $N$  als die Anzahl der Schichten unter natürlichen Bedingungen nicht nachweisbar ist.

Der gesamte Reflexions- und Transmissionsgrad eines Blattes  $\rho_{Blatt}$  und  $\tau_{Blatt}$  mit mehreren Schichten berechnet sich aus dem Reflexions- und Transmissionsgrad einer einzelnen Schicht  $\rho_{N=1}$ ,  $\tau_{N=1}$  und aus dem Strukturparameter  $N$  wie folgt (ALLEN und RICHARDSON 1968)

$$\frac{\rho_{Blatt}}{b^N b^{-N}} = \frac{\tau_{Blatt}}{a - a^{-1}} = \frac{1}{ab^N a^{-1} b^{-1}} \quad (2.12)$$

mit

$$a = \frac{1 + \rho_{N=1}^2 - \tau_{N=1}^2 + \delta}{2\rho_{N=1}} \quad (2.13)$$

$$b = \frac{1 - \rho_{N=1}^2 + \tau_{N=1}^2 + \delta}{2\tau_{N=1}} \quad (2.14)$$

$$\delta = \sqrt{(\tau_{N=1}^2 - \rho_{N=1}^2 - 1)^2 + 4\rho_{N=1}^2} \quad (2.15)$$

#### 2.4.4.3 Das PROSPECT Modell

Auf der Grundlage der „plate“-Approximation wurde das *PROSPECT* Modell entwickelt (JACQUEMOUD und BARET 1990). Bei der Entwicklung des Modells wurden die unbekannt Parameter der „plate“-Approximation, wie der Refraktionsindex  $\alpha$  und der Transmissionsgrad der Oberfläche  $T_{12}$ , unter Laborbedingungen bestimmt. Diese Parameter werden unabhängig von der Blattart konstant belassen. Auch die spezifischen Absorptionskoeffizienten der wichtigsten Blattpigmente, wie des Chlorophylls  $K_{a+b}$  und des Wassers  $K_w$  wurden bestimmt. Mit der Erweiterung (JACQUEMOUD et al. 1996) des Modells wurden die Absorptionskoeffizienten anderer Bestandteile, wie der Proteine, Zellulose, Lignin, Stärke, berücksichtigt. Als Datengrundlage diente das *LOPEX* Projekt (HOSGOOD et al. 1995). Bei diesem Projekt wurden spektrale Messungen einzelner Blattbestandteile und chemische Analysen von Blättern von über 50 Spezies durchgeführt. Mit dieser Erweiterung ist es möglich, die spektralen Eigenschaften von Blättern unterschiedlicher Spezies zu simulieren.

Die Konzentrationen einzelner Blattbestandteile<sup>7</sup>  $C_i$  lassen Aussagen über den Zustand und die chemische Zusammensetzung des Blattes zu und sind die wichtigsten Zielparameter einer Modellinversion. Der gesamte Absorptionskoeffizient im Blattinneren  $k$  lässt sich als Linearkombination der einzelnen Konzentrationen  $C_i$  multipliziert mit den spezifischen Absorptionskoeffizienten  $K_i$  darstellen (Gleichung 2.17). Der Absorptionskoeffizient des Blattinneren wiederum kann nach einer Berechnungsweise von (ALLEN et al. 1969) in den Transmissionsgrad des Blattinneren  $\tau$ , dem einzigen variablen Parameter der „plate“-Approximation, umgerechnet werden (Gleichung 2.16). Daraus wird der Reflexions- und Transmissionsgrad einer einzelnen Schicht (Gleichungen 2.10 - 2.11) und somit als Ausgabeparameter des *PROSPECT* Modells auch der Reflexions- und Transmissionsgrad für mehrere Schichten (Gleichung 2.12) berechnet.

$$\tau = f(k) \quad (2.16)$$

$$k = K_{a+b}C_{a+b} + K_wC_w + K_{Protein}C_{Protein} + K_{Zellulose}C_{Zellulose} + \dots + K_0 \quad (2.17)$$

Die Konzentrationen von Protein, Zucker, Zellulose, Hemi-Zellulose und Lignin werden in diesem Modell zur spezifischen Trockenmasse  $C_{tm}$  basierend auf einem gemittelten Absorptionskoeffizienten  $K_{tm}$  zusammengefasst. Diese Gruppierung von einzelnen Bestandteilen verstärkt die spektrale Unterscheidung zu anderen Blattbestandteilen wesentlich. Diese Anteile zusammen ergeben etwa 86% der gesamten Trockenmasse bei einkeimblättrigen Blättern und etwa 68% bei zweikeimblättrigen Blättern (siehe auch Abbildung 2.4). Die anderen Bestandteile sind Carotenoide, Stärke, Lipide, Aminosäuren und andere Metabolite (FOURTY et al. 1996), deren jeweilige Absorptionskoeffizienten nicht im Einzelnen berücksichtigt werden, sondern zusammenfassend durch den Absorptionskoeffizienten  $K_0$ . Auch „braune“ Pigmente, die beim Welken eines Blattes entstehen, werden in der aktuellen Version des *PROSPECT* Modells nicht berücksichtigt.

Tabelle 2.7 listet die variablen Eingabeparameter des *PROSPECT* Modells zur Berechnung des Reflexions- und Transmissionsgrades eines Blattes auf. Neben den spezifischen Anteilen des Wassers, des Chlorophylls und der Trockenmasse ist der Strukturparameter  $N$  ein weiterer wichtiger Eingabeparameter.

<sup>7</sup>Nicht wellenlängenabhängig

Ausgabe		Eingabe	
Hemisphärischer Reflexionsgrad der Blätter	PROSPECT Modell	Spez. Chlorophyllgehalt	$C_{a+b}$
		Spez. Trockenmasse	$C_{tm}$
Spez. Wassergehalt		$C_w$	
Hemisphärischer Transmissionsgrad der Blätter		Blatt-Strukturparameter	$N$

Tabelle 2.7. Ein- und Ausgabeparameter des PROSPECT-Modells

## 2.4.5 Die Reflexion am Boden

### 2.4.5.1 Allgemein

Die Reflexion der Strahlung am Boden spielt in der optischen Fernerkundung eine wichtige Rolle. Böden sind auf der Erdoberfläche allgegenwärtig und sind in erheblichem Umfang bei Wechselwirkung mit der elektromagnetischen Strahlung beteiligt, sogar wenn der Boden mit dichter Vegetation bedeckt ist. Der Einfluss des Bodens wird bei physikalischen Strahlungstransport-Modellen und anderen semi-empirischen Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern berücksichtigt. Meist wird der Bodenreflexionsgrad als bekannt oder konstant vorausgesetzt. Diese Modellannahme kann die Schätzergebnisse u.U. erheblich verfälschen. Eine Alternative ist die direkte Messung der Bodenreflexion zur Bodenklassifikation oder zur Bestimmung der Bodenfarbe. Diese Untersuchungen liefern aber nur bedingt Informationen über die Güte und den Zustand des Bodens, da die Signale des Oberbodens meist wenig aussagekräftig sind.

Zentraler Parameter in der optischen Fernerkundung von Böden ist der gerichtete Bodenreflexionsgrad  $\rho^{Boden}(\lambda, \vec{\Omega}, \vec{\Omega}')$ , der im wesentlichen vom Bodentyp, dem Wassergehalt an der Oberfläche und von der Bodenrauhigkeit abhängt. Größten Einfluss auf den Reflexionsgrad des Bodens hat der Bodentyp, der kleinräumigen Schwankungen unterlegen ist, und der Wassergehalt, dessen Muster sich schnell in Abhängigkeit von Niederschlägen ändern können. Geringeren Einfluss hat die Rauigkeit der obersten Bodenschicht, die aufgrund von Setzungen während der Wachstumszeit ständig abnimmt.

Untersuchungen der gerichteten Signatur von Böden belegen (KIMES et al. 1985), dass der Reflexionsgrad von Böden mit spärlicher Vegetation starke richtungsabhängige Tendenzen aufweist. (NORMAN et al. 1985) zeigt, dass die richtungsabhängigen Effekte des Bodens sogar stärker als die der Vegetation sein können. Verschiedene empirische und physikalische Modelle zur Berechnung des gerichteten Bodenreflexionsgrads in Abhängigkeit von bestimmten Bodeneigenschaften wurden entwickelt. Beispiele sind das semi-empirische Modell von (WALTHALL et al. 1985), das den richtungsabhängigen Effekt von Böden mit nur drei Parametern modelliert und die Modelle von (PINTY et al. 1989) und (JACQUEMOUD 1992), die auf einer Lösung der Strahlungstransport-Gleichung für planetare Oberflächen beruhen (HAPKE 1981). Letzteres Modell berechnet die optischen Eigenschaften von Böden aus nur fünf bzw. sechs Eingabeparametern, die jedoch keine direkte biophysikalische Bedeutung haben.

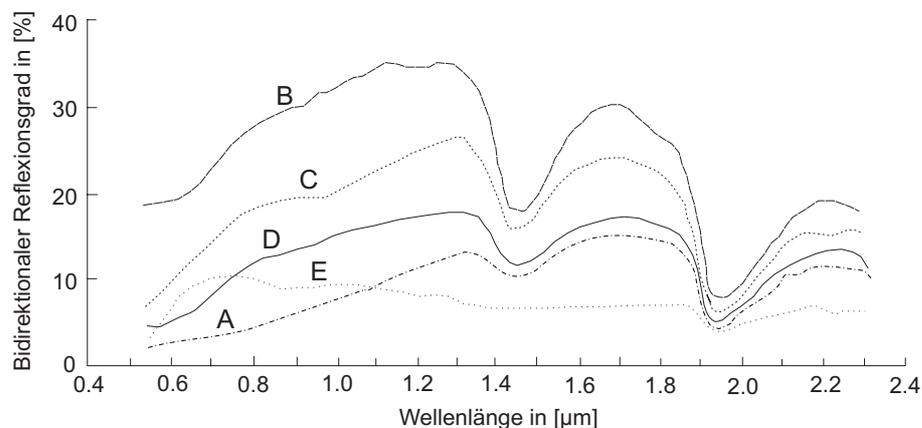
### 2.4.5.2 Verwendete Bodenmodelle

In dieser Arbeit wird der Bodenreflexionsgrad als Eingabeparameter für das *SAIL* Modell benötigt. Das *SAIL* Modell behandelt den Boden als diffus reflektierende untere Grenzfläche der Vegetationsschicht und vernachlässigt die Richtungsabhängigkeit der Bodenreflexion. Zudem wird in dieser Arbeit das Bodensignal als Störsignal behandelt, aus dem keine Rückschlüsse über die Güte des Bodens gezogen werden. Für die Untersuchungen in dieser Arbeit werden abwechselnd diffuse Bodenreflexionsgrade von fünf repräsentativen Bodentypen als Eingabeparameter für das *SAIL* Modell verwendet. Abbildung 2.13 zeigt die verschiedenen Bodenreflexionsgrade dieser fünf Bodentypen, die von (STONER und BAUMGARDNER 1981) spektrometrisch aufgenommen und in Kategorien eingeteilt wurden. Diese Bodentypen decken einen Großteil aller in Mitteleuropa vorkommenden Böden ab.

## 2.5 Bisherige Arbeiten zur Schätzung von Vegetationsparametern

In diesem Kapitel werden bisherige empirische, semi-empirische und physikalische Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern vorgestellt. Im ersten Teil werden Arbeiten vorgestellt, die sich mit der Inversion von physikalischen Modellen beschäftigen und im zweiten Teil Arbeiten zur empirischen und semi-empirischen Schätzung von Vegetationsparametern. Das neue Schätzverfahren ist als semi-empirisch einzustufen und basiert auf der Inversion von bestehenden physikalischen Modellen und einem empirischen Modell.

aus STONER und BAUMGARDNER 1981



**Abbildung 2.13.** Reflexionsgrade von fünf repräsentativen Bodentypen für verschiedene Mineralzusammenstellungen: A, hoher Gehalt an organischem Material und mäßig feine Textur B, minimaler Gehalt an organischem Material und geringer Eisengehalt, C, mäßiger Gehalt an organischem Material und mäßiger Eisengehalt, D, mittlere Gehalt an organischem Material, geringer Eisengehalt und grobe Textur, E, mittlerer Gehalt an organischem Material, hoher Eisengehalt und feine Textur

### 2.5.1 Arbeiten zur Inversion physikalischer Modelle

Die Inversion physikalischer Modelle lässt sich in spektrale und gerichtete Inversion unterteilen. Je nach Inversionstyp wird der gerichtete oder der spektrale Informationsgehalt der Fernerkundungsdaten ausgenutzt, um Vegetationsparameter durch Inversion physikalischer Modelle zu schätzen. Die Wahl des Inversionstyps richtet sich v.a. nach den verwendeten Sensoren und der jeweiligen Anwendung. Beide Typen können zur Erhöhung der Genauigkeiten kombiniert werden.

Bei der Inversion *gerichteter* Daten zur Schätzung von Vegetationsparametern werden von einem Bodenpunkt gerichtete Reflexionsgrade aus verschiedenen Richtungen benötigt. Diese Verfahren verwenden nur sehr wenige Kanäle und sind v.a. für die Schätzung von Parametern der Pflanzenarchitektur geeignet. Sie nutzen den Umstand aus, dass Beobachtungen aus unterschiedlichen Richtungen mehr Informationen über die Eigenschaften der Pflanzenarchitektur beinhalten als Beobachtungen aus einer einzelnen Richtung. Frühere Arbeiten (GOEL und STREBEL 1983, GOEL et al. 1984a, GOEL und THOMPSON 1984b, GOEL und THOMPSON 1984) invertierten das Modell von Suits (SUITS 1972) sowie das *SAIL* Modell (VERHOEF 1984) mit den gerichteten Reflexionsgraden eines Infrarot-Kanals. Die mathematische Invertierbarkeit beider Modelle wurde nachgewiesen. Die erreichten Genauigkeiten sind jedoch bei einer totalen Inversion auch bei über 50 verfügbaren Reflexionsmessungen nicht ausreichend. Durch Festhalten einzelner Parameter, z. B. des Bodenreflexionsgrades und des diffusen Strahlungsanteils, können die Genauigkeiten der Zielparame- ter, Blattflächenindex und Blattwinkelverteilung, signifikant erhöht werden. Die Anzahl notwendiger Datensätze liegt dann bei mindestens 25. Ferner wurde festgestellt, dass die erreichbaren Genauigkeiten auch stark von der Konstruktion der zu minimierenden Differenzfunktion und vom verwendeten mathematischen Inversionsverfahren abhängen. (GOEL und DEERING 1985) validierte die Inversionsergebnisse der synthetischen Daten mit realen Messungen eines Feldspektrometers. Ein Vergleich der Schätzergebnisse mit direkt gemessenen Bodenvergleichsmessungen ergab ausreichende Übereinstimmungen.

Die Inversion *spektraler* Daten ist v.a. durch die Entwicklung neuer Multi- und Hyperspektralsensoren in den letzten Jahren mehr in den Mittelpunkt gerückt. Nach Untersuchungen von (BARNSELY et al. 1997) steckt ein Großteil des gesamten Informationsgehaltes optischer Fernerkundungsdaten in der spektralen Signatur. Bei diesem Inversionstyp werden aus der Form der spektralen Signatur Vegetationsparameter abgeleitet. (JACQUEMOUD 1993) und (JACQUEMOUD et al. 1995) zeigen, dass die Kombination von *SAIL* und *PROSPECT* Modell mit Multi- bzw. Hyperspektraldaten aus nur einer Richtung mathematisch total invertierbar ist. Bei der totalen Inversion treten jedoch Probleme bei der gleichzeitigen Schätzung des Blattflächenindex, des mittleren Blattwinkels und des Blattstrukturparameters auf, da verschiedene Parameterkombinationen ähnliche Reflexionswerte hervorrufen. Die erreichten Genauigkeiten sind in diesem Fall nicht mehr ausreichend. Eine partielle Inversion durch Festhalten einzelner Parameter, z. B. des Blattstrukturparameters und des mittleren Blattwinkels erhöht die Genauigkeit der Zielparame- ter wesentlich. Einigermaßen sicher konnten der Wassergehalt und der Chlorophyllgehalt für einen Großteil verschiedener Konstellationen und mit geringen Abstrichen auch der Blattflächenindex geschätzt werden. Simulationen zeigen, dass mit dem Einsatz von Hyperspektralsensoren überraschenderweise nicht die Genauigkeit von Multispektralsensoren übertroffen wird, da die feinen Reflexions- und Absorptionscharakteristika der Vegetation in den physikalischen Modellen nicht modelliert werden.

(DUKE und GUERIF 1998) analysierten den Einfluss von Fehlern der *SAIL* Eingabeparameter auf die simulierten Reflexionsgrade des *SAIL* Modells. Untersucht wurde der Einfluss des Bodenreflexionsgrades, des mittleren Blattwinkels und

des Reflexions- und Transmissionsgrades von Blättern. Es zeigt sich, dass die Genauigkeit der Inversion des *SAIL* Modells signifikant durch Kenntnis der Bodenreflexion erhöht wird. Auch wirken sich Fehler verschiedener Eingabeparameter, z. B. des Bodenreflexionsgrads, bei niedrigerem Blattflächenindex stärker auf die Reflexionsgrade aus.

(PRAGNERE et al. 1999) vergleicht die Leistungsfähigkeit mathematischer Inversionsverfahren anhand verschiedener physikalischer Modelle. Verglichen wurden drei Verfahren, die klassischen Optimierungsverfahren, „Look-up“ Verfahren und neuronale Netze. Als physikalische Modelle wurde die Kombination des *SAIL* und *PROSPECT* Modells sowie ein dreidimensionales „ray tracing“ Modell ausgewählt. Die besten Ergebnisse wurden mit den klassischen Optimierungsverfahren bei der Inversion des *SAIL* und *PROSPECT* Modells mit unverrauschten und verrauschten Datensätzen erreicht. Bei der Inversion des „ray tracing“ Modells zeigen jedoch neuronale Netze deutlich bessere Ergebnisse, dicht gefolgt von den „Look-up“ Verfahren.

(ANTYUFEEV und MARSHAK 1990a) zeigte die vollständige Invertierbarkeit seines physikalischen Modells (ANTYUFEEV und MARSHAK 1990b) mit Hilfe der Newton-Raphson Methode. Ebenso gelang die vollständige Inversion des Modells von (NILSON und KUUSK 1989, KUUSK 1991) mit Hilfe der Simplex-Methode (NELDER und MEAD 1965). Die Schätzung von physikalisch unsinnigen Werten einzelner Parameter wurde durch die Konstruktion einer speziellen Differenzfunktion unterbunden. Erste Versuche zur Inversion eines modifizierten N-K Modells (KUUSK 1995) für drei Vegetationsparameter aus gemessenen multispektralen Landsat-TM Satellitendaten (KUUSK 1998) wurden unternommen. Die Modellinversion gelang nur aufgrund erhöhtem Modellierungsaufwand bzgl. der Sensoreigenschaften und der Atmosphäre. Die qualitative Überprüfung der Schätzergebnisse zeigt befriedigende Ergebnisse, die aber noch durch Bodenmessungen verifiziert werden müssen. Eine Verbesserung der Ergebnisse könnte u.a. die Verwendung einer GIS-Datenbank mit Landnutzungsinformationen bringen, um das Inversionsverfahren an die jeweilige Vegetationsart anzupassen.

Für die *MODIS* und *MISR* Mission wurde ein Inversionsverfahren zur Schätzung des Blattflächenindex durch die Inversion verschiedener physikalischer Modelle (KNYAZIKHIN et al. 1998a, KNYAZIKHIN et al. 1998b) entwickelt. Die physikalische Modellierung passt sich bei der Inversion an verschiedene Vegetationstypen (biome) an. Dabei wurden physikalische Modelle für sechs verschiedene Vegetationstypen entwickelt, z. B. für Laubwald und Wiesen. Die mathematische Inversion erfolgt schließlich mittels eines „Look-up“ Verfahrens. Vorteil dieser Vorgehensweise ist, dass durch eine Trennung des mathematischen Inversionsverfahren von den physikalischen Modellen die Modellinversion übersichtlicher wird.

Eine Kombination aus physikalischen und empirischen Verfahren (QI et al. 2000) zur Schätzung des Blattflächenindex aus multispektralen Satellitendaten wurde zur Anwendung auf große Bilddatenmengen entwickelt. Mit Hilfe bekannter physikalischer Inversionsverfahren, z. B. durch Inversion des *SAIL* Modells, kann der Blattflächenindex an einzelnen Positionen geschätzt werden. Diese Schätzwerte werden in einem weiteren Prozessierungsschritt als Stützwerte für ein empirisches Verfahren verwendet, entweder zum Schätzen eines empirischen funktionalen Zusammenhangs oder als Eingabeparameter zum Trainieren eines neuronalen Netzes. Diese Vorgehensweise verringert den Rechenaufwand, da die rechenintensive physikalische Modellinversion nicht für jedes einzelne Pixel durchgeführt werden muss, sondern durch eine einfache empirische Inversion ersetzt werden kann.

Ein Vergleich verschiedener empirischer und physikalischer Verfahren (NORTH 2002) u.a. zur Schätzung des Blattflächenindex aus *ATSR-2* Multispektraldaten belegt das grundsätzlich niedrige Genauigkeitsniveau aller Schätzverfahren. Die zuverlässigste und genaueste Methode zur Schätzung des Blattflächenindex ist die Inversion seines dreidimensionalen Strahlungstransport Modells (NORTH 1996), während verschiedene empirische Verfahren, z. B. Vegetationsindizes, sensitiv gegenüber den verschiedensten Einflüsse sind. Diese Ergebnisse unterstreichen die Notwendigkeit einer exakten physikalischen Modellierung.

### 2.5.2 Empirische und semi-empirische Verfahren

Unzählige Arbeiten beschäftigen sich mit der Schätzung von Vegetationsparametern. Im folgenden wird eine Auswahl von empirischen und semi-empirischen Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern gegeben.

Weit verbreitet bei der Schätzung von Vegetationsparametern ist der Einsatz von Vegetationsindizes aller Art. (BROGE und MORTENSEN 2002) gibt einen Überblick über die gängigsten Vegetationsindizes und testet sie zur Schätzung des Blattflächenindex und des Chlorophyllgehalts. Die besten Vegetationsindizes zur Schätzung des Blattflächenindex sind demnach der *TSAVI* (transformed soil adjusted index) (BARET et al. 1990) und der *SAVI2* (soil adjusted vegetation index 2) (MAJOR et al. 1990) und zur Schätzung des Chlorophyllgehalts der *REIPlagr* (red edge inflection point Lagrange Modell) (DAWSON und CURRAN 1998). Auffallend ist, dass die Schätzung von Vegetationsparametern mit hyperspektralen Vegetationsindizes keine Vorteile gegenüber einer Schätzung mit normalen Breitband-Indizes aufweist.

Das semi-empirische Modell zur Schätzung des Blattflächenindex von (CLEVERS 1988, CLEVERS 1989) mit Hilfe des *WDVI* (weighted difference vegetation index) basiert auf einer Modifikation des Beerschen Gesetzes. Dieses Gesetz besagt, dass zwischen der Höhe der roten Kante (berechnet hier durch den *WDVI*) und dem Blattflächenindex ein umgekehrter exponentieller Zusammenhang besteht. Bei diesem Modell werden drei Parameter, der Bodenreflexionsgrad,

der Reflexionsgrad der sehr dichten Vegetation und ein Abschwächungskoeffizient, als bekannt vorausgesetzt, oder müssen empirisch bestimmt werden. (BARET und GUYOT 1991) verglich verschiedene Vegetationsindizes zur Schätzung des Blattflächenindex mit Hilfe des Beerschen Gesetzes. Beste Ergebnisse wurden hierbei mit dem *TSAVI* (transformed soil adjusted vegetation index) (BARET et al. 1990) erzielt.

Das einfache semi-empirische Zweistrom-Modell von (PRICE 1992, PRICE und BAUSCH 1995) ist mathematisch total invertierbar und wird zur Schätzung des Blattflächenindex verwendet. Dieses Modell ist eine Weiterentwicklung des Modells von (CLEVERS 1989) und verwendet Kanäle im roten und infraroten Spektralbereich. Auch hier werden drei Parameter, der Bodenreflexionsgrad, der Reflexionsgrad einer unendlich dichten Vegetation und ein Abschwächungskoeffizient, als bekannt vorausgesetzt, oder müssen empirisch bestimmt werden. Die Sättigung der Vegetationsindizes bei höheren Blattflächen bereitet bei dieser Art von Modellen generell Schwierigkeiten.

(THENKABAIL et al. 2000) untersuchte die Anwendung hyperspektraler Vegetationsindizes zur Schätzung der Trockenmasse, der Blattfläche, der Pflanzenhöhe und des Ertrags. Die geeignetsten Kombinationen unterschiedlicher hyperspektraler Kanäle zur Schätzung der einzelnen Vegetationsparameter wurden mit einer Korrelationsanalyse ausgewählt. Ein Vergleich der erreichten Genauigkeiten mit Schätzungen aus herkömmlichen Breitband-Indizes zeigt, dass die genauesten Ergebnisse für die Blattfläche mit Hilfe eines einfachen Vegetationsindex aus zwei hyperspektralen Kanälen im roten und infraroten Wellenlängenbereich erzielt werden. Die Genauigkeit lässt sich bei Verwendung von mehr als zwei Kanälen in geringen Umfang erhöhen. Allgemein sind die Genauigkeitssteigerungen bei Verwendung von hyperspektralen Vegetationsindizes gering gegenüber den herkömmlichen multispektralen Indizes.

(WIEGAND et al. 1992) untersuchte den Einsatz von Vegetationsindizes aus Breitband-Spektrometermessungen zur Schätzung des Blattflächenindex. Er wies einen linearen Zusammenhang zwischen dem Blattflächenindex und dem *SAVI2*, einen exponentiellen Zusammenhang zum *TSAVI* und einen quadratischen Zusammenhang zum *GVI* (greenness vegetation index) (JACKSON 1983) nach. Als geeignetsten Index zur Schätzung des Blattflächenindex wird der *GVI* empfohlen.

Der Einsatz einfacher Vegetationsindizes aus Landsat-Daten wurde zur Schätzung des Blattflächenindex (ASRAR 1985, HATFIELD et al. 1985), zur Schätzung des Anteils der absorbierten photosynthetisch aktiven Strahlung ( $f_{APAR}$ ) (ASRAR et al. 1984, HATFIELD et al. 1984), zur Ertragsschätzung und zur Schätzung der Trockenmasse (AASE und SIDDOWAY 1981, TUCKER et al. 1981) untersucht. Diese Indizes sind generell geeignet verschiedene Parameter mit Hilfe von linearen und nicht-linearen empirischen Funktionen abzuleiten. Als sehr zuverlässig erwies sich der Zusammenhang zwischen der  $f_{APAR}$  und dem *NDVI*. Es wird auf die Schwierigkeiten hingewiesen, dass empirische Erkenntnisse wegen unterschiedlicher atmosphärischer Einflüsse, unterschiedlicher Beobachtungs- und Beleuchtungsgeometrie und Bewirtschaftungstechniken nicht übertragbar sind und zudem störanfällig gegenüber anderen Einflüssen sind. Ähnliche Aussage werden von (BOUMAN 1992) getroffen, der darauf hinweist, dass für eine zuverlässige Schätzung dieser Parameter zusätzlich auch die Blattwinkelverteilung, die Bodenreflexion und die spektralen Eigenschaften der Blätter berücksichtigt werden müssten. Vorsicht ist geboten, wenn bestimmte Faktoren, die einen Einfluss auf die Vegetationsindizes haben, nicht bekannt sind.

Verschiedene Arbeiten beschäftigen sich mit der Schätzung des Gehalts an Blattpigmenten mit empirischen Verfahren. (JAGO et al. 1999) untersuchte den Zusammenhang zwischen der Position der roten Kante (MIP) und dem Chlorophyllgehalt mit Daten von flugzeuggetragenen Sensoren und Feldspektrometern. Er belegte einen linearen Zusammenhang zwischen dem MIP und dem Chlorophyllgehalt. (BLACKBURN 1998a) entwickelte und verglich verschiedene pigmentspezifische Vegetationsindizes zur Schätzung des Chlorophyllgehalts. Der *PSSR* (pigment specific simple ratio) Index (BLACKBURN 1998b) aus jeweils einem Kanal im roten und infraroten Spektrum ist demnach am besten für die Schätzung des Chlorophyllgehalts geeignet, da sich der funktionale Zusammenhang als linear erwies. Ein schwächerer Zusammenhang zeigte sich bei der Verwendung des Gradienten am MIP zur Schätzung des Chlorophyllgehalts.

(GITELSON et al. 1996) entwickelte den *GNDVI* (green normalized difference vegetation index) und den *GARI* (green atmospheric resistant green index) zur Schätzung des Chlorophyllgehalts und wies einen linearen Zusammenhang nach. (DAUGHTRY et al. 2000) testete einfache und bodenkorrigierte Vegetationsindizes zur Schätzung des Chlorophyllgehalts. Untersuchungen zeigten, dass sich nur zwischen dem Verhältnis zweier Indizes und dem Chlorophyllgehalt ein linearer Zusammenhang nachweisen lässt, der insensitiv gegenüber anderen Einflüssen ist.

(KOKALY und CLARK 1999) untersuchten die Möglichkeiten den Gehalt an Zellulose, Lignin und Stickstoff von getrockneten Pflanzen aus Reflexionsgraden im langwelligen Infrarot zu schätzen und fanden drei Absorptionsbanden, die linear mit den jeweiligen Konzentrationen korreliert sind. Eine Anwendung im Fernerkundungsbereich ist jedoch schwierig, da vorhandenes Wasser in den Pflanzen diese Absorptionsbanden stark beeinflusst.

Das empirische Inversionsverfahren von (VERSTRAETE und FLASSE 1996) zur Schätzung empirischer Zustandsparameter aus multitemporalen *AVHRR* Satellitendaten basiert auf der rein empirischen Modellierung der *BRDF* von Vegetationsschichten. Die empirischen Zustandsparameter haben zwar keine direkte biophysikalisch oder biochemische Bedeutung, werden jedoch u.a. zur Rekonstruktion des Gesamtalbedos der Oberfläche verwendet. Voraussetzung für diese rein empirische Vorgehensweise ist, dass sich die Zustandsparameter und der funktionelle Zusammenhang über den beobachteten Zeitraum nicht ändern.

Verschiedene Arbeiten beschäftigen sich mit dem Einsatz der optischen Fernerkundung in der Teilschlagbewirtschaftung. (STRACHAN et al. 2002) untersuchte die Anwendung von hyperspektralen Vegetationsindizes zur Detektion von Stickstoff- und Wassermangel während der Wachstumsphase und zur Unterscheidung verschiedener Stickstoff-Düngemengen. Ergebnisse zeigen, dass es mit keinem Vegetationsindex alleine möglich ist, Mangelerscheinungen und Düngemengen zu erkennen. Nur die Kombination verschiedener Verfahren bringt befriedigende Ergebnisse. Diese Zusammenhänge sind Gegenstand weiterer Forschungen.

Die Karten von Vegetations- und Bodenparametern sind wichtige Datengrundlagen in der Teilschlagbewirtschaftung. Vielversprechend sind bioindikative Ansätze, bei denen aus den Eigenschaften der Vegetation Rückschlüsse auf die Bodeneigenschaften gezogen werden. (SELIGE 1993) wies einen linearen empirischen Zusammenhang zwischen der totalen Trockenmasse der Pflanzen und der nutzbaren Feldkapazität des Wurzelraums einerseits und zwischen der totalen Trockenmasse und den Sensorgrauwerten des flugzeuggetragenen *Daedalus* Scanners andererseits nach. Bei genügend großer Anzahl an Stützstellen können prinzipiell aus Fernerkundungsdaten Eigenschaften der Pflanzen und von diesen wiederum Bodeneigenschaften abgeleitet werden.

Aktuelle Karten relevanter Vegetationsparameter während der Wachstumsphase dienen als Eingabeparameter für landwirtschaftliche Managementsysteme. (KNEUBUEHLER 2001) untersuchte den Einsatz verschiedener empirischer und semi-empirischer Standardschätzverfahren für die Überwachung der Vegetation während der Wachstumsphase. Getestet wurde die separate Schätzung des Blattflächenindex, des Chlorophyllgehalts, des Wassergehalts und der  $f_{APAR}$ . Als Datengrundlage dienten hyperspektrale Feldspektrometermessungen und Bodenmessungen, die in verschiedenen Entwicklungsstadien der Pflanzen erfasst wurden. Ergebnisse zeigen u.a., dass bis auf den Chlorophyllgehalt drei Vegetationsparameter mit ausreichenden Genauigkeiten geschätzt werden können. Eine separate Schätzung des Chlorophyllgehalts ist aufgrund der Abhängigkeit von der Blattfläche nur sehr ungenau.

### 2.5.3 Folgerungen für die Entwicklung eines neuen Verfahrens

Bei den bisherigen Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern zeigt sich einerseits, dass mit der Inversion physikalischer Modelle allgemeine und übertragbare Verfahren zur Verfügung stehen, deren Genauigkeiten aber für den praktischen Einsatz z. B. in der Teilschlagbewirtschaftung noch nicht ausreichend sind. Andererseits werden bereits verschiedene empirische und semi-empirische Verfahren mit höheren Genauigkeiten in der Praxis eingesetzt, jedoch unter Inkaufnahme der oben angesprochenen Nachteile empirischer Modellierung.

Die Entwicklung des neuen Verfahrens zur Schätzung von Vegetationsparametern zielt deshalb darauf ab, die Schwächen bereits vorhandener Verfahren zu beheben, insbesondere

- die Genauigkeiten der geschätzten Vegetationsparameter größtmöglich zu erhöhen
- die Vorteile empirischer Verfahren und physikalischer Inversionsverfahren durch eine geeignete Kombination dieser Verfahren zu nutzen
- den gesamten zur Verfügung stehenden Informationsgehalt der Fernerkundungsdaten zu nutzen
- wichtige Einflussfaktoren auf die Fernerkundungsdaten zu berücksichtigen
- flexibel auf Veränderungen in den Aufnahmekonstellationen reagieren zu können
- den Messaufwand vor Ort zu reduzieren

### 3. Ein neues Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern

In diesem Abschnitt wird ein neues semi-empirisches Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern aus multispektralen Fernerkundungsdaten unter Verwendung von gegebenen physikalischen Strahlungstransport-Modellen und einem empirischen Modell vorgestellt. Ziel des neuen Verfahrens ist die Schätzung von Vegetationsparametern aus hochauflösenden multispektralen Fernerkundungsdaten in heterogenen Schlägen. Dieses Verfahren liefert wichtige Datengrundlagen für die Teilschlagbewirtschaftung und für die Bodenwissenschaften und behebt manche Schwächen bisheriger Schätzverfahren. Zur Schätzung von Vegetationsparametern werden bereits bestehende physikalische Modelle und ein empirisches Modell miteinander kombiniert und invertiert. Verwendet werden das *SAIL* Modell in der Originalversion von (VERHOEF 1984) ohne Erweiterungen, das *PROSPECT* Modell (JACQUEMOUD und BARET 1990) mit Erweiterungen (JACQUEMOUD et al. 1996) und das *SOLSPEC* Modell (BIRD 1984). Die physikalischen Grundlagen dieser Modelle wurden in Kapitel 2.4 bereits im Einzelnen beschrieben. Das empirische Modell wird zur Anpassung der physikalischen Modelle an tatsächliche Gegebenheiten benutzt und benötigt für ausreichende Genauigkeiten Bodenmessungen der Vegetationsparameter an Stützstellen.

Schwerpunkte im folgenden Kapitel sind die Beschreibung der physikalischen und empirischen Modellierung sowie die Erläuterungen zur Implementierung der Modellinversion. Anhand von Simulationsrechnungen wird die Invertierbarkeit der Modelle für Schläge mit Winterweizen bei Verwendung eines *Daedalus ATM* Multispektralscanners nachgewiesen. Die Leistungsfähigkeit des empirischen Modells bzgl. der Elimination verschiedener Einflussfaktoren wird auch anhand von Simulationsrechnungen nachgewiesen.

#### 3.1 Überblick

Abbildung 3.1 zeigt einen Überblick über die verwendeten physikalischen und empirischen Modelle in beiden Modellierungsrichtungen. In der Vorwärtsrichtung werden aus den variablen und konstanten Eingabeparametern physikalisch modellierte Sensorgrauwerte  $g_{pmod}^i$  mit  $i \in [1 \dots N_{max}]$  (multispektrale Kanäle) berechnet. Die variablen Eingabeparameter  $p^j$  mit  $j \in [1 \dots 4]$  sind der Blattflächenindex *LAI*, der Chlorophyllgehalt  $C_{a+b}$ , die spezifische Trockenmasse  $C_{tm}$  und der spezifische Wassergehalt  $C_w$ . Diese Parameter zeigen die höchste Variabilität innerhalb einzelner Schläge und sind geeignet, heterogene Strukturen der Vegetation innerhalb der Schläge zu beschreiben. Die variablen Parameter sind die Zielparameter der Modellinversion, während die konstanten Eingabeparameter *c* (siehe auch Abbildung 3.2) bei der Modellinversion als bekannt vorausgesetzt werden.

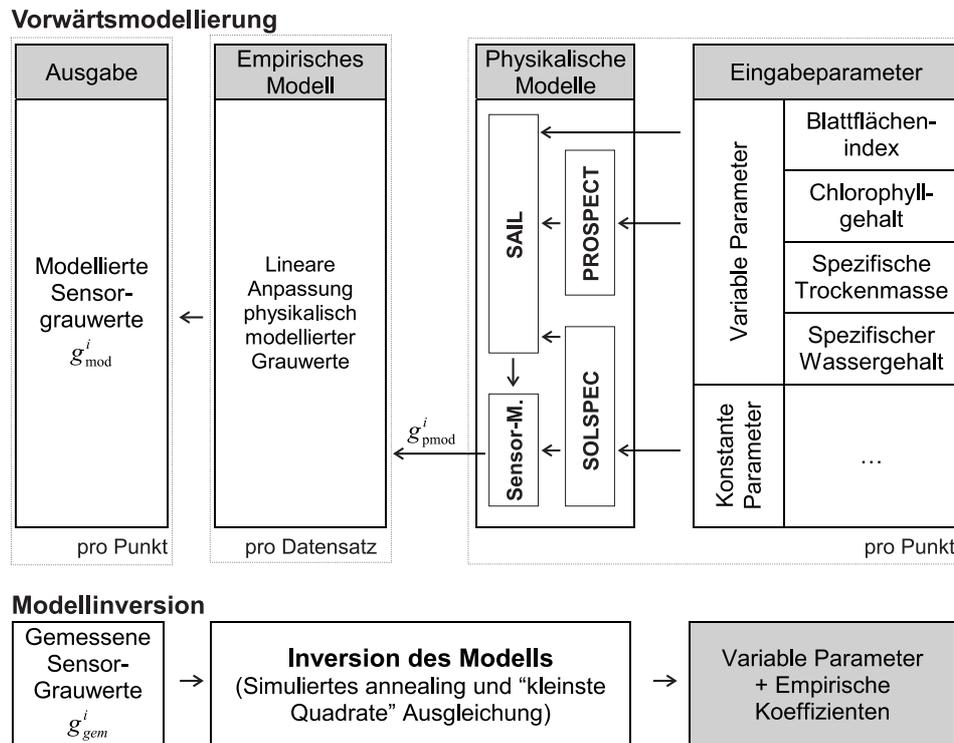


Abbildung 3.1. Die verwendeten physikalischen und empirischen Modelle in der Vorwärtsmodellierung und bei der Modellinversion

Das empirische Modell passt die physikalischen Modelle an real gemessene Sensorgrauwerte  $g_{gem}^i$  an und eliminiert so verschiedene Fehler bzgl. der physikalischen Modellierung (siehe Kapitel 3.3). Bei dieser Anpassung werden die

physikalisch modellierten Sensorgrauwerte  $g_{pmod}^i$  mit einer linearen Transformation in modellierte Sensorgrauwerte  $g_{mod}^i$  transformiert. Diese Transformation wird mit Offsetkoeffizienten  $a^i$  und Skalierungskoeffizienten  $b^i$  jeweils getrennt für einzelne Kanäle des Sensors vorgenommen. Die empirischen Koeffizienten sind dabei konstant für einen kompletten Datensatz. Zur Bestimmung der empirischen Koeffizienten werden spektrale Passpunkte eingesetzt, an denen sowohl die Sensorgrauwerte als auch die variablen Parameter gemessen wurden. Diese Passpunkte werden im folgenden als *Bodenkontrollpunkte* bezeichnet.

Ziel bei der Modellinversion ist es, die variablen Parameter an allen Positionen innerhalb eines einzelnen Schlages zu schätzen. Als Eingabeparameter werden die gemessenen Sensorgrauwerte  $g_{gem}^i$ , die Messungen an den Bodenkontrollpunkten und Werte für die konstanten Parameter benötigt (vergleiche auch Tabelle 2.2). Mit Hilfe eines mathematischen Inversionsprozesses werden für jedes Pixel optimal passende variable Vegetationsparameter und einmalig pro Datensatz empirische Koeffizienten geschätzt. In dieser Arbeit wird die Modellinversion mit simuliertem annealing (OTTEN und VAN GINNEKEN 1989) gefolgt von einer „Kleinsten Quadrate“ Ausgleichung im *Gauss-Markov* Modell (MIKHAIL 1976) durchgeführt.

### 3.2 Physikalische Modelle

Im folgenden wird die Zusammenstellung der verwendeten physikalischen Modelle erläutert. Bereits bestehende physikalische Modelle werden miteinander kombiniert, um aus verschiedenen Eingabeparametern physikalisch modellierte Sensorgrauwerte zu berechnen. In Abbildung 3.2 ist die Kombination der Modelle grafisch dargestellt. Zentrales Modell ist das *SAIL* Modell, das den Strahlungstransport innerhalb der Vegetationsschicht berechnet und als Ausgabeparameter den bidirektionalen Reflexionsgrad der Oberfläche hat. Das *SAIL* Modell benötigt Eingabeparameter, die teilweise mit dem *PROSPECT* Modell und dem *SOLSPEC* Modell berechnet werden können. Das *PROSPECT* Modell liefert den hemisphärischen Reflexions- und Transmissionsgrad der Blätter, und das *SOLSPEC* Modell den Anteil der diffusen Einstrahlung sowie die Zenitdistanz der Sonne. Zur Umwandlung des bidirektionalen Reflexionsgrades der Oberfläche in Sensorgrauwerte wird das *Sensor* Modell verwendet, das neben sensorspezifischen Daten auch die Globalstrahlung als Eingabeparameter hat. Die Globalstrahlung ist wiederum ein Ausgabeparameter des *SOLSPEC* Modells. Durch diese Zusammenstellung der physikalischen Modelle können Sensorgrauwerte  $g_{pmod}^i$  als Funktion der biophysikalischen und biochemischen Eigenschaften der Vegetation berechnet werden. Die physikalischen Grundlagen der einzelnen Modelle wurden bereits in Kapitel 2.4 erläutert.

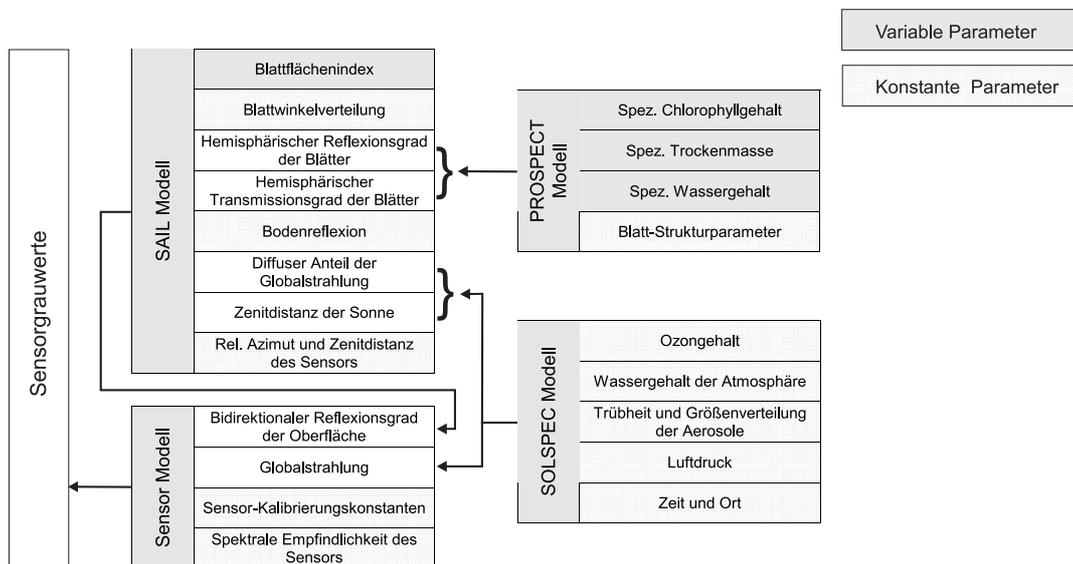
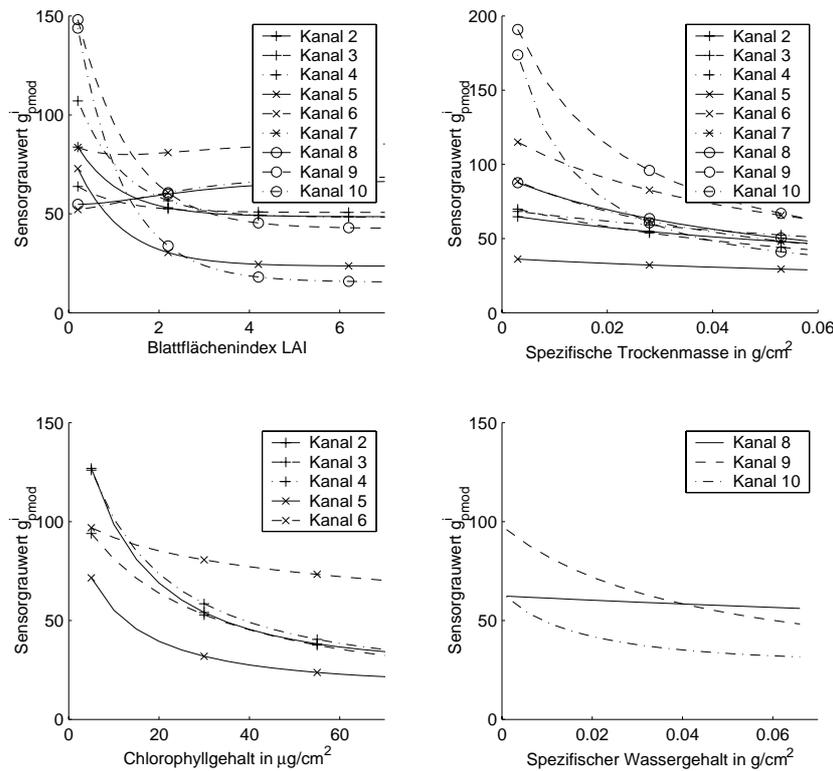


Abbildung 3.2. Übersicht über die verwendeten physikalischen Modelle mit den wichtigsten Ein- und Ausgabeparametern.

### 3.3 Empirisches Modell

Empirische Modelle werden allgemein für die empirische Berechnung der *BRDF* von Vegetationsschichten (Vorwärtsrichtung) oder für die empirische Schätzung von Vegetationsparametern (Modellinversion) verwendet. Eine empirische Funktion  $\Psi$  liefert den Zusammenhang zwischen den Fernerkundungsdaten und den Eingabeparametern. Dies sind hier sowohl Parameter des Atmosphären-, Vegetations- und Bodenmediums als auch empirische Koeffizienten. Der Typ der Funktion  $\Psi$  gestaltet sich entsprechend den Erkenntnissen aus den Messungen an den Stützstellen. An diesen Stützstellen

werden Bodenmessungen (*ground truth*) von Vegetationsparametern mit den beobachteten Grauwerten des Sensors in Verbindung gebracht. Nur wenn eine genügend große Anzahl von Stützstellen vorhanden ist, die sowohl im Wertebereich der Grauwerte als auch im Wertebereich der Vegetationsparameter gleichmäßig verteilt sind, können empirische Beziehungen korrekt bestimmt werden. Besonders bei multidimensionalen Parameterräumen ist es nicht einfach, diese Vorgabe zu erfüllen, da die Standorte der Bodenmessungen ohne explizites Wissen über die tatsächlich auftretenden Wertebereiche der Vegetationsparameter ausgewählt werden müssen. Sogar bei linearen Beziehungen kann dieses Problem zu ernsthaften Fehlern führen, da u. U. extrapoliert werden muss. Zudem sollten die verwendeten empirischen Koeffizienten und die Art des funktionellen Zusammenhangs zeitlich und räumlich konstant sein und es sollte gesichert sein, dass Änderungen der Parameter signifikante Änderungen an der *BRDF* erzeugen (VERSTRAETE und FLASSE 1996). Abbildung 3.3 zeigt die funktionalen Zusammenhänge zwischen den vier variablen Vegetationsparametern und den physikalisch modellierten Sensorgrauwerten am Beispiel eines Daedalus Multispektralscanners (siehe Kapitel 3.5.1). Die deutlich erkennbaren Nichtlinearitäten dieser funktionalen Zusammenhänge würden den Einsatz eines rein empirischen Schätzverfahrens aus den o.g. Gründen erheblich erschweren.



**Abbildung 3.3.** Funktionelle Zusammenhänge zwischen den vier variablen Vegetationsparametern und den physikalisch modellierten Sensorgrauwerten am Daedalus Multispektralscanner für die jeweils beeinflussten Kanäle (alle anderen Parameter werden jeweils konstant gehalten)

Im Gegensatz zu der herkömmlichen rein empirischen Modellierung wird in dieser Arbeit ein empirisches Modell verwendet, um die physikalisch begründeten funktionalen Zusammenhänge an tatsächliche Gegebenheiten anzupassen. Dies geschieht mit einer Transformationsfunktion  $\Psi$ , die physikalisch modellierte Sensorgrauwerte  $g_{pmod}^i$  in angepasste Sensorgrauwerte  $g_{mod}^i$  umwandelt. Parameter der Transformationsfunktion sind im allgemeinen die empirischen Koeffizienten  $a_k$  sowie zusätzliche Parameter  $q_j$ , die Einfluss auf die gemessenen Sensorgrauwerte haben und deren Einfluss nicht bereits durch die verwendeten physikalischen Modelle abgedeckt wird, z. B. die Position innerhalb des Schlages oder Hangneigung. Zur Schätzung der empirischen Koeffizienten werden Messungen an den Bodenkontrollpunkten eingesetzt.

$$g_{mod}^i = \Psi \left( g_{pmod}^i, q_1, q_2, \dots; a_1, a_2, \dots \right) \quad (3.1)$$

Dieses empirische Modell ist in der Lage, verschiedene Fehler bei der Berechnung der physikalisch modellierten Sensorgrauwerte zu eliminieren. Es folgt eine Aufstellung von Fehlereinflüssen, die bei geeigneter Wahl der Funktion  $\Psi$  und der Parameter  $a_i$  bzw.  $q_j$  eliminiert werden können.

- Fehler des SAIL Modells:** Die Vierstrom-Approximation als Grundlage des *SAIL* Modells stellt eine stark vereinfachte Lösung der allgemeinen Strahlungstransport-Gleichung dar und basiert auf heuristischen Annahmen über die Strahlungsverteilung innerhalb von Vegetationsschichten. So wird die Richtungsabhängigkeit der diffusen

Strahlung innerhalb der Vegetationsschicht, an den Blättern und am Boden sowie die spezielle Architektur des Winterweizens mit Ährenschrift und räumlich abhängiger Anordnung der Blätter nicht berücksichtigt (MYNENI et al. 1989).

2. **Fehler des PROSPECT Modells:** Die „plate“ Approximation als Grundlage des *PROSPECT* Modells basiert auf vielen teilweise unrealistischen Vereinfachungen und Modellannahmen. So werden die richtungsabhängige Reflexion der Blätter und die seneszenten Pigmente der Blätter nicht modelliert. Die Annahme einer homogenen Verteilung der Pigmente in den einzelnen Schichten ist ähnlich unrealistisch wie die Annahme gleicher spektraler Eigenschaften der Ober- und Unterseiten von Blättern. Außerdem gibt es Probleme bei der chemischen Trennung der einzelnen Pigmente, so dass auch die einzelnen spezifischen Absorptionskoeffizienten nicht genau gemessen werden können. Zudem erweist sich die Grundidee, dass einzelne Pigmente einen konsistenten Absorptionseffekt hervorrufen, aufgrund verschiedener Untersuchungen als nicht haltbar (JACQUEMOUD et al. 1995).
3. **Fehler des SOLSPEC Modells:** Dieses Modell basiert auf dem Konzept des trüben Mediums mit ähnlichen Fehlern wie beim *SAIL* Modell. Außerdem enthält dieses Modell keine atmosphärische Korrekturfunktion und berücksichtigt somit die Pfadeinstrahlung nicht.
4. **Fehler der konstanten Eingabeparameter:** Die Messung der konstanten Parameter ist je nach Messverfahren mit systematischen Fehlern behaftet, z. B. die Messung des mittleren Blattwinkels mit dem Licor LAI-2000.
5. **Fehler durch nicht berücksichtigte Einflüsse:** Die verwendeten physikalischen Modelle decken mit ihren Eingabeparametern nicht alle Einflüsse auf das Fernerkundungssignal ab. Nicht berücksichtigte Einflüsse sind z. B. die Randaufhellung aufgrund weiter Scannwinkel der Sensoren (RICHTER 1991) oder die Geländeneigung.

Das empirische Modell kann unabhängig von der Wahl der Funktion  $\Psi$  grundsätzlich folgende Fehlereinflüsse *nicht* eliminieren.

6. **Systematische Messfehler der variablen Eingabeparameter:** Messungen der variablen Parameter an den Bodenkontrollpunkten, wie z. B. Blattflächenindex und der Trockenmasse, sind aufgrund des Messverfahrens mit systematischen Fehlern behaftet. So wird bei Messung des Blattflächenindex nicht zwischen grünen und nicht-grünen Pflanzenteilen unterschieden. Die Messung der Trockenmasse ergibt zudem einen systematischen Versatz zur Trockenmasse des *PROSPECT* Modells. Dies hat zur Folge, dass bei der Modellinversion sowohl die empirischen Koeffizienten als auch die geschätzten variablen Vegetationsparameter systematisch verzerrt werden.
7. **Fehler durch Modellannahmen:** Ändern sich innerhalb eines Schläges oder Datensatzes die konstanten Eingabeparameter oder auch die empirischen Koeffizienten, kann dieser Einfluss aufgrund der Modelldefinition nicht eliminiert werden.
8. **Fehler durch Messrauschen:** Rauschen des Sensors oder in den Messungen wird nicht durch das empirische Modell eliminiert, sondern wird direkt bei der Modellinversion durch stochastische Modellierung berücksichtigt.

Ziel ist es, ein empirisches Modell zu entwickeln, das eine Vielzahl der o.g. Fehler eliminieren kann und dennoch mit möglichst geringen Aufwand invertierbar bleibt. Das bedeutet, dass die Anzahl der empirischen Koeffizienten nicht zu groß werden darf. In dieser Arbeit wird als Funktion  $\Psi$  eine einfache lineare Transformation mit Offset- und Skalierungskoeffizienten verwendet. Dabei gibt es für jeden Kanal einen Offsetkoeffizienten  $a^i$  und einen Skalierungskoeffizienten  $b^i$ , die im Zuge der Modellinversion für jeden Datensatz bestimmt werden müssen. Diese Funktion benötigt vergleichsweise wenig empirische Koeffizienten, ist linear und kann deshalb leicht invertiert werden. Der Beweis der Invertierbarkeit wird in Kapitel 3.6.1 erbracht. Zudem werden durch die lineare Anpassung physikalisch modellierter Grauwerte nichtlineare empirische Zusammenhänge vermieden, die nur mit einer Vielzahl von Bodenkontrollpunkten sicher ermittelt werden können.

$$g_{mod}^i = a^i + b^i g_{pmod}^i \quad (3.2)$$

Durch die lineare Anpassung können nur Fehler der Kategorie 1. bis 4., die durch lineare Modellfehler entstehen, aber grundsätzlich nicht Fehler der Kategorie 5. eliminiert werden. Die Leistungsfähigkeit dieses empirischen Modells wird in Kapitel 3.6 anhand von synthetischen Daten und in Kapitel 4 anhand von realen Daten untersucht.

### 3.4 Mathematische Methoden zur Inversion der Modelle

Ziel der Modellinversion ist die empirischen Koeffizienten und die variablen Vegetationsparameter innerhalb eines einzelnen Schläges zu schätzen. Abbildung 3.4 zeigt das Prinzip der Modellinversion beim neuen Schätzverfahren. Als Eingabeparameter werden die gemessenen Sensorgrauwerte, die konstanten Parameter und die Bodenmessungen der

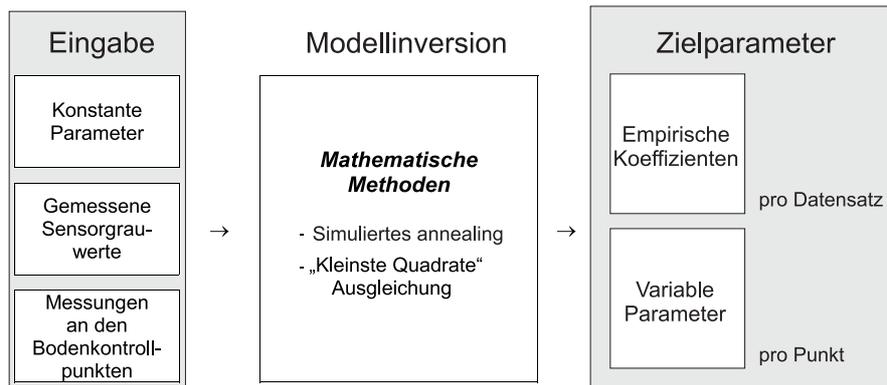


Abbildung 3.4. Überblick über Eingabe- und Zielparameter der Modellinversion

variablen Vegetationsparameter an den Bodenkontrollpunkten benötigt. Die Zielparameter der Modellinversion sind die variablen Vegetationsparameter an beliebigen Positionen und die empirischen Koeffizienten einmalig pro Datensatz.

Zur Inversion wird eine Kombination aus simuliertem annealing (OTTEN und VAN GINNEKEN 1989) und einer „Kleinste Quadrate“ Ausgleichung im Gauß-Markov Modell (MIKHAIL 1976) verwendet. Grundsätzlich basiert die Modellinversion auf der Minimierung einer Differenzfunktion  $\delta$ , die sich folgendermaßen aus den modellierten und gemessenen Grauwerten berechnet.

$$\delta = \sum_{i=1}^{N_{max}} |g_{gem}^i - g_{mod}^i(\hat{a}, \hat{b}; \hat{p}^1, \hat{p}^2, \hat{p}^3, \hat{p}^4; \mathbf{c})|^2 \tag{3.3}$$

In Abbildung 3.5 wird das Prinzip der Modellinversion beim neuen Verfahren grafisch für einen eindimensionalen Fall dargestellt. Abgebildet ist die nichtlineare Variation der Differenzfunktion als Funktion eines beliebigen variablen Vegetationsparameters. In einem ersten Schritt wird ausgehend von einem Startwert näherungsweise das globale Minimum der Differenzfunktion  $\delta$  mit dem simulierten annealing bestimmt. Dieses iterative mathematische Optimierungsverfahren kann lokale Minima überspringen und findet das globale Minimum der Differenzfunktion. Die globale Optimierung wird in einem fortgeschrittenen Stadium abhängig von einem Schwellwert abgebrochen. Anschließend werden die geschätzten Vegetationsparameter als Näherungswerte für eine „Kleinste Quadrate“ Ausgleichung verwendet. Durch die iterative lineare Schätzung der „Kleinste Quadrate“ Ausgleichung wird schließlich das globale Minimum erreicht.

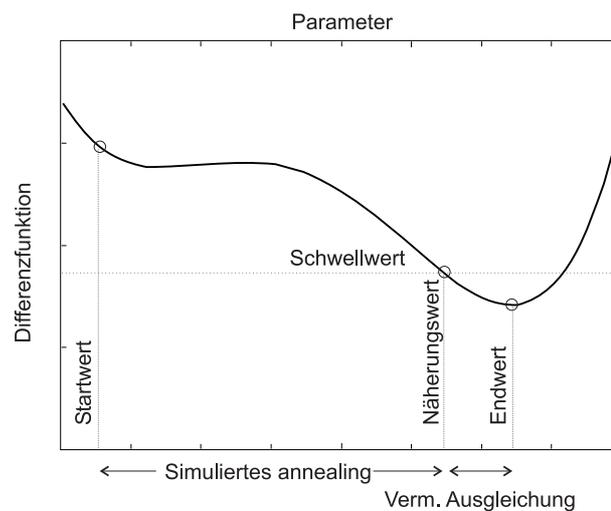


Abbildung 3.5. 1D-Visualisierung der Modellinversion

Obwohl das simulierte annealing die optimale Lösung auch ohne nachgeschaltete Ausgleichung findet, wird eine „Kleinste Quadrate“ Ausgleichung durchgeführt, einerseits um alle unbekannt Parameter und Koeffizienten gleichzeitig in einer simultanen Ausgleichung schätzen zu können, andererseits um Genauigkeitseigenschaften für die Unbekannten zu erhalten. Die simultane Ausgleichung bietet den Vorteil höherer Genauigkeiten und schnellerer Rechenzeiten. Der Nachteil einer Ausgleichung ist, dass erhöhte Anforderungen an die Näherungswerte gestellt werden, da die Ausgleichung ein lineares und gradientenbasiertes Schätzverfahren ist.

### 3.4.1 Simuliertes annealing

In diesem Kapitel werden allgemein die mathematischen Grundlagen des simulierten annealings erläutert. Die Implementierung des Schätzverfahrens wird in Kapitel 3.5 erläutert. Der Begriff annealing kommt aus der Metallverarbeitung, bei der mit kontrollierter Abkühlung (*annealing*) gearbeitet wird. Diese Abkühlung hat das Ziel, ein Metall in einen Zustand minimaler Energie zu überführen. Dazu wird das feste Material zunächst erhitzt und dann sehr langsam abgekühlt. Am Ende des Vorgangs ist der Zustand minimaler Energie erreicht, was bedeutet, dass das Material weniger brüchig ist.

Simuliertes annealing ist eine globale Optimierungsmethode. Ziel ist die Berechnung von Werten eines Vektors  $\mathbf{x}$ , an der die Funktion  $E(\mathbf{x})$  ein globales Minimum aufweist. Ein Startwert  $\mathbf{x}_0$  wird über mehrere Iterationen nach einem stochastischem Schema um jeweils kleine Beträge verändert. Eine Veränderung der Variable von  $\mathbf{x}_{i-1}$  nach  $\mathbf{x}_i$  in der Iteration  $i$  kann sowohl eine Vergrößerung oder Verkleinerung von  $E(\mathbf{x})$  bewirken. Dabei wird der Grundsatz verfolgt, dass Veränderungen von  $\mathbf{x}$  um so wahrscheinlicher sind, je größer die Verkleinerung des Funktionswertes ausfällt. Wesentlicher Bestandteil des simulierten annealings ist die Transformation von  $E(\mathbf{x})$  mit Hilfe eines Temperaturparameters  $T$  derart, dass die transformierte Funktion am Beginn der Iterationen einen flachen, wenig modellierten Verlauf hat und zum Ende einen steilen, stark modellierten Verlauf. Die Transformation wird meist entsprechend der Boltzmann Wahrscheinlichkeitsverteilung (siehe Gleichung 3.4) mit der Boltzmann Konstante  $k$  sowie mit fortlaufender Erniedrigung der Temperatur  $T$  entsprechend einem Abkühlungsschema durchgeführt.

$$p(\mathbf{x}) \propto e^{-\frac{E(\mathbf{x})}{kT}} \quad (3.4)$$

Die Transformation hat zur Folge, dass am Anfang der Iterationen tendenziell beliebige Veränderungen der Variablen  $\mathbf{x}$  möglich sind, da sich die Funktionswerte  $E(\mathbf{x})$  nur wenig unterscheiden. Dadurch können lokale Minima verlassen und Maxima überschritten werden. Im Prinzip wird die Variable  $\mathbf{x}$  nach einem zufälligen Schema geändert, so dass die Wahrscheinlichkeit, das globale Minimum erreicht zu haben, mit jeder Iteration steigt. Zu Beginn verursachen Änderungen von  $\mathbf{x}$  kaum eine Steigerung der Wahrscheinlichkeit. Deshalb können zu diesem Zeitpunkt lokale Minima von  $E$  leicht überwunden werden. Zum Ende der Iterationen bei niedriger Temperatur steigt die Wahrscheinlichkeit stark an und Änderungen von  $\mathbf{x}$  werden genauer bestimmt. Verschiedene Schemata zur zufälligen Änderung der Variablen  $\mathbf{x}$  wurden getestet, z. B. die „downhill simplex“<sup>1</sup> Methode (NELDER und MEAD 1965) oder die Methode nach (LAKSHMANAN und DERIN 1989). In dieser Arbeit wird als Schema zur Änderung der Variablen die „downhill simplex“ Methode verwendet. Zur Abkühlung der Temperatur wird das logarithmische Abkühlungsschema eingesetzt.

Ein Vorteil des simulierten annealings (PRESS et al. 1992) gegenüber anderen Optimierungsmethoden ist, dass der Algorithmus nicht leicht durch lokale Minima getäuscht wird, da er bei entsprechender Temperatur frei durch sämtliche lokale Minima wandern kann. Zudem erfolgt die Änderung der Variable  $X$  nach einer logischen Ordnung, zuerst eine grobe Bestimmung des globalen Minimums mit ständiger Verbesserung der gefundenen Lösung bei niedrigerer Temperatur.

### 3.4.2 Die vermittelnde Ausgleichung

Im folgenden wird das Prinzip der linearen vermittelnden Ausgleichung erläutert und auf die Möglichkeit der Qualitätsbeurteilung der Schätzergebnisse eingegangen. Die Implementierung des Schätzverfahrens wird in Kapitel 3.5 erläutert. Die vermittelnde Ausgleichung oder auch Parameterschätzung im Gauß-Markov Modell basiert auf der Minimierung der Funktion  $\delta$  der Verbesserungen  $v$ .

$$\delta = \hat{v}^T P_{bb} \hat{v} \rightarrow \text{Minimum} \quad (3.5)$$

Ausgehend vom linearisierten Modell der vermittelnden Ausgleichung, die aus einem Funktionalmodell und einem stochastischen Modell besteht

$$\begin{array}{ll} \hat{v} &= A\Delta\hat{x}w & \text{Funktionalmodell} \\ K_{bb} &= \sigma_0^2 Q_{bb} = \sigma_0^2 P_{bb}^{-1} & \text{Stochastisches Modell} \end{array}$$

ergeben sich nach der Methode der kleinsten Quadrate die Schätzwerte für die Unbekannten  $\hat{x}$ , für die Verbesserungen  $\hat{v}$ , für den Varianzfaktor *a posteriori*  $\hat{\sigma}_0^2$  und für die Kovarianzmatrix der Unbekannten  $\hat{K}_{\hat{x}\hat{x}}$  sowie der Verbesserungen  $\hat{K}_{\hat{v}\hat{v}}$

<sup>1</sup>Ein „simplex“ ist eine geometrische Figur in einem  $n$ -dimensionalen Raum, die aus  $n + 1$  Kanten besteht, dies entspricht einem Dreieck im Zweidimensionalen bzw. einem Tetraeder im Dreidimensionalen

$$\Delta\hat{x} = (A^T P_{bb} A)^{-1} A^T P_{bb} w \quad (3.6)$$

$$\hat{x} = \Delta\hat{x} + \overset{\circ}{x} \quad (3.7)$$

$$\hat{v} = A\Delta\hat{x}w \quad (3.8)$$

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{\hat{v}^T P_{bb} \hat{v}}{r} \quad (3.9)$$

$$\hat{K}_{\hat{x}\hat{x}} = \hat{\sigma}_0^2 (A^T P_{bb} A)^{-1} = \hat{\sigma}_0^2 N^{-1} \quad (3.10)$$

$$\hat{K}_{\hat{v}\hat{v}} = \hat{\sigma}_0^2 (Q_{bb} - A(A^T P_{bb} A)^{-1} A^T) \quad (3.11)$$

mit

$\Delta\hat{x}$	Unbekannte Parameterzuschläge auf die Näherungswerte $\overset{\circ}{x}$
$A$	Jakobi-Matrix der partiellen Ableitungen
$b$	Beobachtungsvektor
$w$	Widerspruchsvektor
$\sigma_0^2$	Varianzfaktor <i>a priori</i>
$K_{bb}$	Kovarianzmatrix der Beobachtungen $b$
$Q_{bb}$	Gewichtskoeffizientenmatrix der Beobachtungen $b$
$P_{bb}$	Gewichtsmatrix der Beobachtungen $b$
$r$	Redundanz

Falls die Bestimmungsgleichungen (hier Verbesserungsgleichungen)  $\hat{v} = f(\hat{x}) - b$  nichtlinear sind, müssen diese mit Hilfe einer Taylor-Entwicklung an den Näherungswerten linearisiert werden. Die Unbekannten werden dann abhängig von der Güte der Näherungswerte durch iterative Schätzungen bestimmt.

Die Aussagen zur Genauigkeit der unbekannt Parameter basieren auf der Kovarianzmatrix  $\hat{K}_{\hat{x}\hat{x}}$ . Darin spiegeln sich zwei Einflussfaktoren wider, nämlich über  $\hat{\sigma}_0^2$  eine stochastische Komponente, die den Schätzwert des Genauigkeitsniveaus der Beobachtungen darstellt, und über die Normalgleichungsmatrix  $N = (A^T P_{bb} A)$  eine Komponente, die von der Geometrie des Modells sowie den *a priori* Genauigkeiten der Beobachtungen abhängt und somit die Auswirkung von zufälligen Fehlern in den Beobachtungen auf das Ergebnis beschreibt. Wenn für den Varianzfaktor *a priori*  $\sigma_0^2$  sinnvolle Annahmen möglich sind, können entsprechende Aussagen zur Genauigkeit bereits in der Planungsphase gemacht werden.

Die Analysen und die Beurteilungen der Genauigkeiten der Modellinversion erfolgen in dieser Arbeit anhand der theoretischen Kovarianzmatrix.

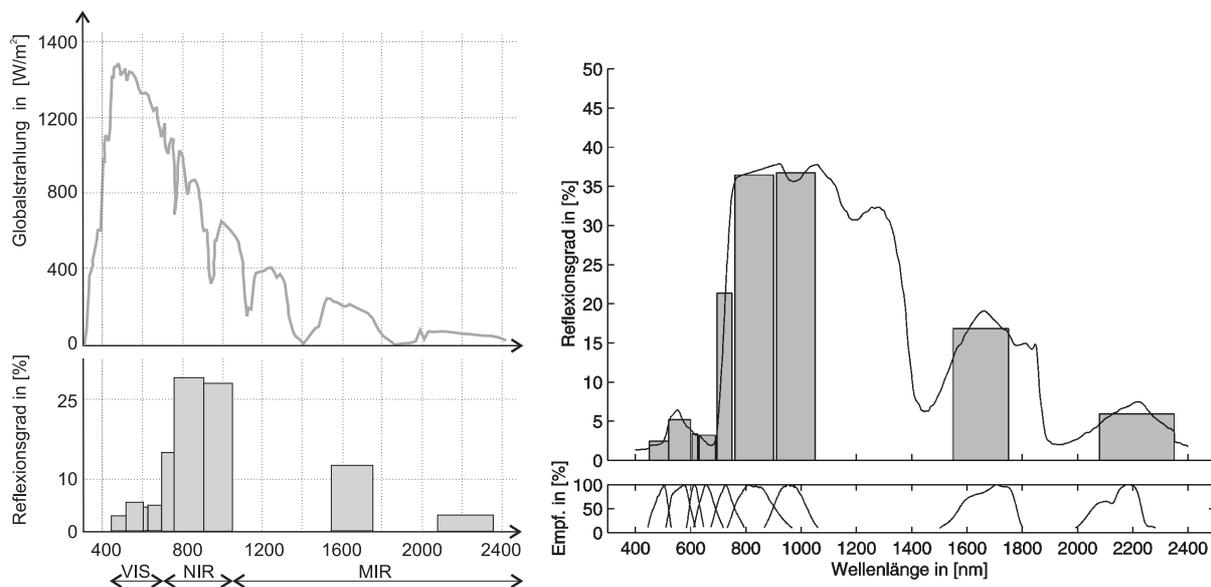
$$K_{\hat{x}\hat{x}} = \sigma_0^2 N^{-1} \quad (3.12)$$

### 3.5 Die Implementierung der Modellinversion

In den nachfolgenden Kapiteln wird die Implementierung der mathematischen Verfahren zur Schätzung der variablen Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten bei Verwendung des *Daedalus* Multispektralscanners vorgestellt. Nach einer Beschreibung des Multispektralscanners wird die Anpassung der mathematischen Optimierungsverfahren für die Modellinversion erläutert. Eine anschließende Analyse des mathematischen Modells der vermittelnden Ausgleichung liefert wichtige Erkenntnisse für die weitere Anwendung des Verfahrens.

#### 3.5.1 Der *Daedalus* Multispektralscanner

Der *Daedalus* Multispektralscanner ist ein Zeilenscanner mit einem rotierenden Spiegel zur Benutzung auf Flugzeugplattformen. Er besitzt 11 Kanäle im Wellenlängenbereich von  $0.42 - 13.0\mu m$ . Kanäle 1 bis 5 decken den visuellen Wellenlängenbereich ab, Kanal 6 liegt direkt im Bereich an der roten Kante, Kanäle 7 bis 10 liegen im nahen und mittleren Infrarot und Kanal 11 im thermalen Infrarot. Abbildung 3.6 zeigt links die Verteilung und die Bandbreiten der Kanäle 2 bis 10 des *Daedalus* Multispektralscanners. Die Anordnung der Kanäle, deren Bandbreiten stark variieren, ist ideal für Anwendungen in der Landnutzung und Landwirtschaft. Durch die Lage der Kanäle wird für die oben genannten Anwendungen die auftretende Globalstrahlung optimal genutzt (siehe Abbildung links). Kanal 1, der stark durch die Atmosphäre beeinflusst wird, und Kanal 11, der im thermalen Infrarot außerhalb des modellierten Wellenlängenbereichs liegt, sind für die Anwendung in dieser Arbeit nicht geeignet und werden nicht weiter berücksichtigt.



**Abbildung 3.6.** Links: Veranschaulichung der Kanalverteilung des *Daedalus* Scanners im Vergleich zur Globalstrahlung (Simulation mit *SOLSPEC*). Rechts: Gegenüberstellung kontinuierlicher und diskretisierter Reflexionsgrade einer typischen Vegetationsschicht am *Daedalus* Scanner (Simulation mit *SAIL* und *PROSPECT*). Für die Umrechnung der Reflexionsgrade wurde die spektrale Empfindlichkeit des *Daedalus* Multispektralscanners berücksichtigt.

Im rechten Teil der Abbildung 3.6 wird der Übergang von kontinuierlichen Reflexionsgraden  $\rho_\lambda$  zu diskretisierten Reflexionsgraden  $\rho_i$  mit simulierten Daten dargestellt. Die Umrechnung ist notwendig, um die kontinuierlichen Reflexionswerte unter Berücksichtigung der spektralen Empfindlichkeit des Sensors in Sensorgrauwerte umzurechnen und ist Bestandteil des Sensormodells (siehe Kapitel 2.4.2). Die spektrale Empfindlichkeit der einzelnen Kanäle ist bei der Kalibrierung gemessen worden und wird in Abbildung 3.6 rechts unten als prozentualer Anteil der maximalen Empfindlichkeit des jeweiligen Kanals grafisch dargestellt. Die Implementierung des *Daedalus* Sensormodells wird im Einzelnen im Anhang A.2 erläutert.

### 3.5.2 Der Inversionsprozess

In diesem Kapitel wird das Prinzip zur Schätzung der variablen Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten mit Hilfe des simulierten annealings und der simultanen vermittelnden Ausgleichung erläutert. In der simultanen vermittelnden Ausgleichung werden die unbekannt variablen Vegetationsparameter an allen Punkten gleichzeitig mit den empirischen Koeffizienten geschätzt. In diese Ausgleichung fließen sowohl die gemessenen Sensorgrauwerte an allen unbekannt Punkten (=Neupunkte) als auch die Messungen der Vegetationsparameter und die gemessenen Sensorgrauwerte an den Bodenkontrollpunkten ein. Das simulierte annealing wird zur Beschaffung von Näherungswerten für die Ausgleichung eingesetzt. Beide Verfahren werden im folgenden an die gegebene Konfiguration angepasst.

Abbildung 3.7 zeigt den Ablauf der Modellinversion. Zuerst werden Näherungswerte für die variablen Vegetationsparameter an den Neupunkten und für die empirischen Koeffizienten berechnet. Dabei werden die Näherungswerte für die variablen Vegetationsparameter mit Hilfe des simulierten annealings und für die empirischen Koeffizienten mit Hilfe einer vorgeschalteten Ausgleichung berechnet. Die Verwendung von Standardnäherungswerten für Parameter und Koeffizienten ist prinzipiell möglich, kann aber die Konvergenz<sup>2</sup> der Ausgleichung u. U. deutlich verschlechtern und wird deshalb nicht empfohlen.

Zu Beginn jeder Iteration der simultanen vermittelnden Ausgleichung wird überprüft, ob die Näherungswerte aller Punkte im jeweiligen Definitionsbereich liegen. Ist dies der Fall, werden für diesen Punkt die partiellen Ableitungen nach den Unbekannten gebildet. Liegen sie bei einem Punkt nicht im Definitionsbereich kann der Funktionswert an dieser Stelle nicht berechnet werden, und der betreffende Punkt muss gesondert behandelt werden. Dabei wird unterschieden, ob der betreffende Punkt ein Bodenkontrollpunkt oder ein Neupunkt ist. Neupunkte werden je nach Anzahl der Überschreitungen vorübergehend vom Inversionsprozess ausgeschlossen oder endgültig eliminiert. Falls der Neupunkt vorübergehend ausgeschlossen wird, wird der Punkt für eine bestimmte Anzahl an Iterationen in einem Zwischenspeicher abgelegt und anschließend wieder mit neuen Näherungswerten dem Inversionsprozess zugeführt. Der Grund für den vorübergehenden Ausschluss ist, dass „schlechte“ Neupunkte Einfluss auf die Schätzung der empirischen Koeffizienten haben, und somit die Konvergenz der Ausgleichung beeinflussen. Sind die empirischen Koeffizienten im fortgeschrittenen Stadium der

<sup>2</sup>Hier: Die Ausgleichung konvergiert nicht, falls ein Vegetationsparameter den Definitionsbereich verlässt

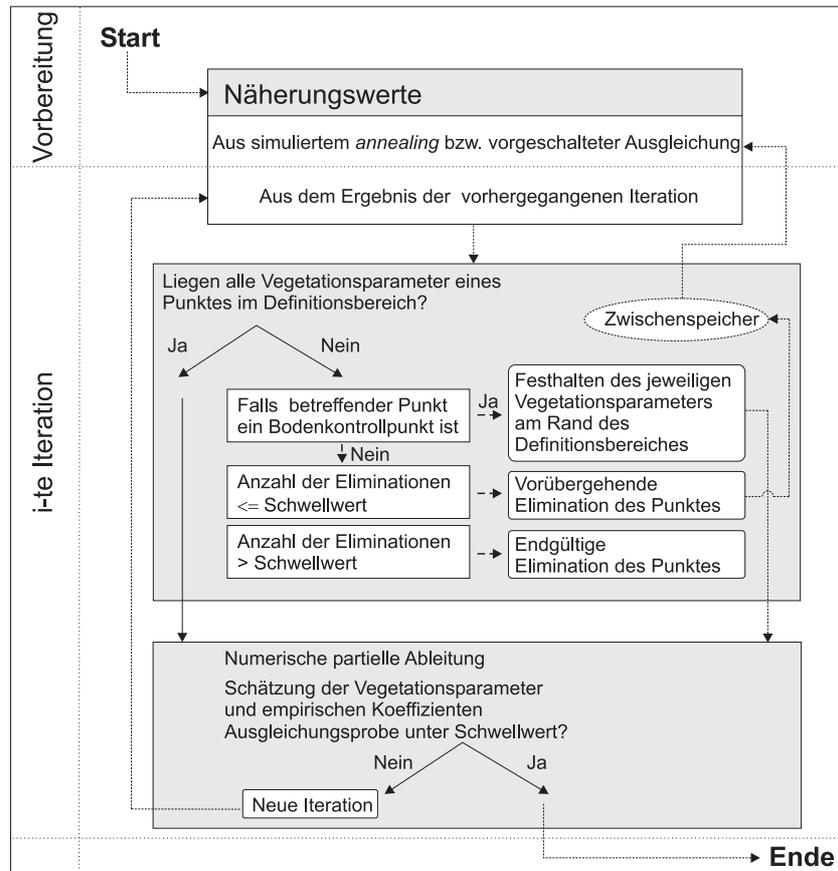


Abbildung 3.7. Ablaufschema der Modellinversion

Ausgleichung sicher bestimmt, werden die vorher eliminierten Punkte wieder eingefügt. Bodenkontrollpunkte werden nicht eliminiert, da sie maßgeblich die empirischen Koeffizienten mitbestimmen. Deshalb werden die Parameter der Bodenkontrollpunkte bei einer Übertretung des Definitionsbereichs am Rand des Definitionsbereichs festgehalten.

Mit allen nicht eliminierten Punkten wird nun die simultane Schätzung aller Unbekannten durchgeführt. Nach jeder Iteration erfolgt die Ausgleichungsprobe. Hier wird der Fehler, der durch die Linearisierung der Bestimmungsgleichungen entstanden ist, berechnet. Größere Abweichungen deuten darauf hin, dass die verwendeten Näherungswerte bei einer linearen Schätzung der Unbekannten, wie im Fall der vermittelnden Ausgleichung, nicht genau genug sind oder starke Nichtlinearitäten in den Bestimmungsgleichungen auftreten. Dieser Fehler wird in den folgenden Iterationsschritten solange verkleinert, bis er unter einen Schwellwert fällt. Die geschätzten Unbekannten jeder Iteration werden dabei als neue Näherungswerte für die nächste Iteration verwendet.

Im folgenden werden das Funktionalmodell und das stochastische Modell der simultanen vermittelnden Ausgleichung beschrieben.

### Funktionalmodell

Das Funktionalmodell beschreibt die funktionellen Beziehungen zwischen den Beobachtungen und den Unbekannten der vermittelnden Ausgleichung in Form von Bestimmungsgleichungen (*Beobachtungsgleichungen*). Dabei gibt es pro Punkt neun Beobachtungsgleichungen für die gemessenen Grauwerte  $g_{gem}^i$  der Kanäle 2 bis 10 des *Daedalus* Multispektralscanners. Diese Grauwerte sind eine Funktion der unbekanntem empirischen Koeffizienten  $\hat{a}^i$  und  $\hat{b}^i$ , der unbekanntem variablen Vegetationsparameter  $\hat{p}^j$  sowie der konstanten Parameter  $c$  (siehe Gleichung 3.13). Zusätzlich gibt es vier Beobachtungsgleichungen für die gemessenen Vegetationsparameter an jedem Bodenkontrollpunkt (siehe Gleichung 3.14). Die empirischen Koeffizienten werden sowohl als Unbekannte  $\hat{a}^i$  und  $\hat{b}^i$  als auch als Pseudo-Beobachtungen  $\hat{a}_{beob}^i$  und  $\hat{b}_{beob}^i$  eingeführt (siehe Gleichungen 3.15 und 3.16). Die Pseudo-Beobachtungen mit den Werten  $a^i = 0$  und  $b^i = 1$  werden mit geringem Gewicht eingeführt und stützen den Inversionsprozess, da sie den Einfluss schwacher Bodenkontrollpunkte während der Inversion verringern. Die empirischen Koeffizienten werden einmalig pro Datensatz geschätzt, was zu  $2 \times 9$  zusätzlichen Unbekannten führt. Alle anderen Eingabeparameter werden als bekannt und konstant in den Inversionsprozess eingeführt. Die Redundanz berechnet sich aus der Anzahl der Beobachtungen abzüglich der Anzahl der Unbekannten.

**Abkürzungen**

$N_{NP}$	Anzahl der Neupunkte
$N_{BKP}$	Anzahl der Bodenkontrollpunkte

**Beobachtungen**

$(N_{NP} + N_{BKP}) \cdot 9$	Ein Grauwerte pro Punkt und Kanal (von den 11 Kanälen des <i>Daedalus</i> Scanners werden 9 verwendet)
$N_{BKP} \cdot 4$	Messungen von vier variablen Vegetationsparametern pro BKP
$2 \cdot 9$	Zwei Pseudo-Beobachtungen der empirischen Parameter pro Kanal

**Unbekannte**

$(N_{NP} + N_{BKP}) \cdot 4$	Vier variable Vegetationsparameter pro Punkt
$2 \cdot 9$	Zwei empirische Parameter $a$ und $b$ pro Kanal

**Redundanz**

$$r = N_{NP} \cdot 5 + N_{BKP} \cdot 9$$

Die **Beobachtungsgleichungen** geben den funktionellen Zusammenhang zwischen Unbekannten und Beobachtungen an

$$g_{gem}^{k,i} + \hat{v}_{g_{gem}^{k,i}} = \hat{a}^i + \hat{b}^i g_{pmod}^{k,i}(\hat{p}^{j,k}, \mathbf{c}) \quad (3.13)$$

$$p^{j,l} + \hat{v}_{p^{j,l}} = \hat{p}^{j,l} \quad (3.14)$$

$$a_{beob}^i + \hat{v}_{a_{beob}^i} = \hat{a}^i \quad (3.15)$$

$$b_{beob}^i + \hat{v}_{b_{beob}^i} = \hat{b}^i \quad (3.16)$$

für alle $i = [1 \dots 9]$	Anzahl der Kanäle
$j = [1 \dots 4]$	Anzahl der variablen Vegetationsparameter
$k = [1 \dots N_{NP}]$	Anzahl der Neupunkte
$l = [1 \dots N_{BKP}]$	Anzahl der Bodenkontrollpunkte

Die Beobachtungsgleichungen für die Grauwerte sind nichtlinear und werden entsprechend der Taylor-Entwicklung linearisiert. Die **Linearisierung** erfolgt teilweise analytisch und teilweise mittels numerischer partieller Differentiation am Näherungsort. Die partielle Ableitung des gemessenen Grauwerts  $g_{gem}^{k,i}$  nach den Vegetationsparametern  $p^{j,k}$  am Näherungsort ist analytisch nicht möglich und wird durch Bildung eines einfachen Differenzenquotienten numerisch berechnet. Hierzu wird der physikalisch modellierte Sensorgrauwert zweimal leicht um  $\frac{\Delta p^{j,k}}{2}$  versetzt neben dem Näherungswert berechnet und durch die Differenz geteilt (siehe Gleichung 3.17). Die partiellen Ableitungen der Beobachtungsgleichungen nach den empirischen Koeffizienten können analytisch berechnet werden. Alle partiellen Ableitungen werden zur Besetzung der Jacobi-Matrix  $A$  benötigt, deren Struktur in Kapitel 3.5.4 beschrieben wird.

$$\frac{\partial g_{gem}^{k,i}}{\partial p^{j,k}} \Big|_0 = \overset{\circ}{v}^i \frac{g_{pmod}^{k,i} \left( p^{j,k} + \frac{\Delta p^{j,k}}{2}, \mathbf{c} \right) - g_{pmod}^{k,i} \left( p^{j,k} - \frac{\Delta p^{j,k}}{2}, \mathbf{c} \right)}{\Delta p^{j,k}} \quad (3.17)$$

$$\frac{\partial g_{gem}^{k,i}}{\partial a^i} \Big|_0 = 1 \quad (3.18)$$

$$\frac{\partial g_{gem}^{k,i}}{\partial b^i} \Big|_0 = g_{pmod}^{k,i} \left( p^{j,k}, \mathbf{c} \right) \quad (3.19)$$

**Stochastisches Modell**

Im stochastischen Modell werden die zufälligen Eigenschaften der Beobachtungen durch die Kovarianzmatrix der Beobachtungen  $K_{bb}$  beschrieben, für deren Aufstellung die Varianzen und Kovarianzen aller Beobachtungen benötigt werden. Unter Annahme von  $\sigma_0^2 = 1$  wird anschließend durch Inversion der Kovarianzmatrix die Gewichtsmatrix der Beobachtungen  $P_{bb}$  berechnet. Ein exaktes stochastisches Modell ist u.a. die Voraussetzung für eine *a priori* Berechnung der zu erwartenden Genauigkeiten und für eine unverzerrte Schätzung der unbekannt Parameter und Koeffizienten. In Tabelle 3.1 werden die Standardabweichungen aller Beobachtungstypen sowie deren Bestimmungsmethoden aufgelistet. Größtenteils wurden die Standardabweichungen empirisch gewonnen oder, falls dies nicht möglich war, wurden Standardabweichungen aus der Literatur verwendet. Systematische Fehler z. B. bei der Messung der Vegetationsparameter werden im stochastischen Modell jedoch nicht berücksichtigt.

Beobachtung	$\sigma$	Definitionsbereich	Bestimmungsmethode	
Grauwert im Kanal	2	0.94	0...255	Genauigkeit des Mittelwerts eines $5 \times 5$ Pixel großen Ausschnitts
	3	0.69		
	4	1.78		
	5	1.66		
	6	0.75		
	7	0.90		
	8	1.12		
	9	1.93		
	10	3.14		
Blattflächenindex	0.2	0...15	aus Wiederholungsmessungen	
Chlorophyllgehalt $[\mu\text{g}/\text{cm}^2]$	5.0	0...80	aus der Literatur	
Spez. Trockenmasse $[\text{g}/\text{cm}^2]$	0.001	0...0.08	aus Wiederholungsmessungen	
Spez. Wassergehalt $[\text{g}/\text{cm}^2]$	0.001	0...0.08		
$a^i$	50.0	$]-\infty, \infty[$	Pseudo-Beobachtungen	
$b^i$	1.0	$]-\infty, \infty[$		

**Tabelle 3.1.** Übersicht über die Standardabweichungen der Beobachtungen und deren Bestimmungsmethoden

Die Standardabweichungen der Pseudo-Beobachtungen für die empirischen Parameter werden so gewählt, dass einerseits durch die Einführung dieser Pseudo-Beobachtungen die Schätzung stabilisiert wird, andererseits aber diese Beobachtungen das Schätzergebnis nicht wesentlich verfälschen. So sind diese Standardabweichungen etwa zehnfach höher als die tatsächlichen erreichten *a posteriori* Genauigkeiten. Die Genauigkeit der gemessenen Sensorgrauwerte wurde empirisch basierend auf real gemessenen Fernerkundungsdaten (siehe Kapitel 4.1 und Kapitel 4.1.1) bestimmt. Im folgenden wird die Vorgehensweise zur Bestimmung von Standardabweichungen der Sensorgrauwerte erläutert. Aus real gemessenen *Daedalus* Scannerdaten wurden  $5 \times 5$  Pixel große Ausschnitte homogener Testflächen<sup>3</sup> entnommen und die Standardabweichung jedes Mittelwerts  $M^i$  getrennt nach Kanal berechnet

$$\hat{\sigma}_{M^i} = \sqrt{\frac{1}{25 \cdot 24} \sum_{p=1}^5 \sum_{q=1}^5 (M^i g_{gem}^i(p, q))^2} \quad (3.20)$$

In Abbildung 3.8 sind die berechneten Standardabweichungen der Mittelwerte (y-Achse) für alle Testflächen getrennt nach Kanal in Abhängigkeit vom Mittelwert (x-Achse) aufgetragen. Anhand dieser Darstellung kann überprüft werden, ob eine Abhängigkeit der Genauigkeit vom Mittelwert auftritt. Es zeigt sich jedoch, dass die Genauigkeiten weitgehend unabhängig vom Mittelwert sind, und deshalb eine einheitliche mittlere Standardabweichung für jeden Kanal (punktierter Linien) verwendet werden kann.

Diese Standardabweichungen bzw. die daraus berechneten Varianzen werden zur Aufstellung der Kovarianzmatrix der Beobachtungen  $K_{bb}$  verwendet. Mit der Annahme, dass alle Beobachtungen unkorreliert seien, sind alle Nebendiagonalelemente der Kovarianzmatrix und somit auch der Gewichtsmatrix Null.

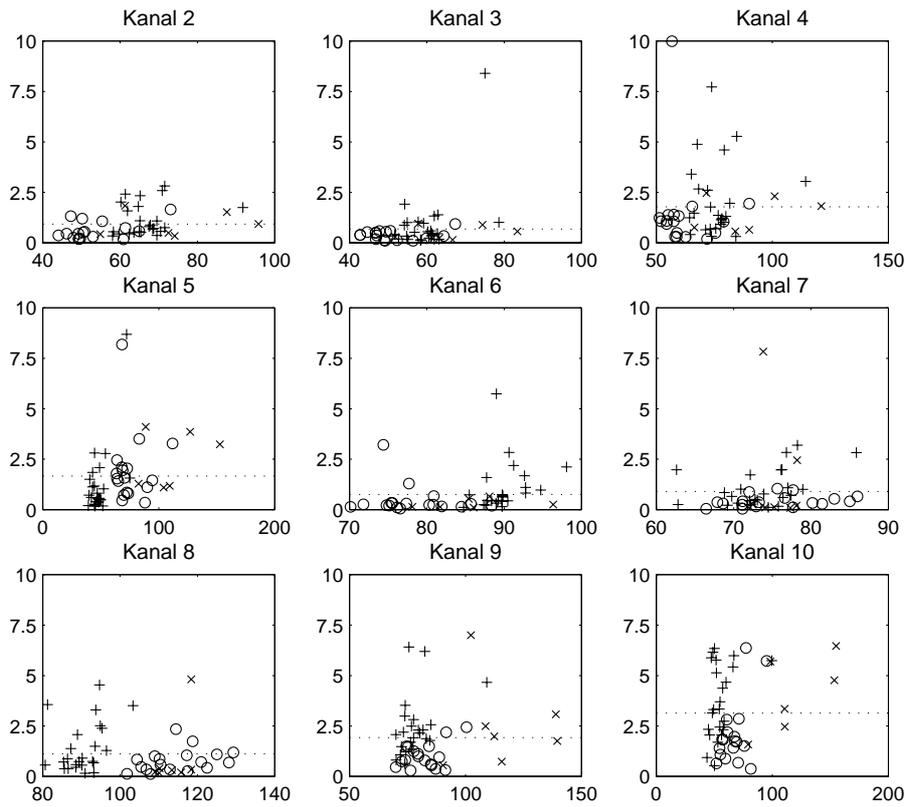
### 3.5.3 Die Berechnung von Näherungswerten

Im folgenden wird die Berechnung von Näherungswerten für die unbekanntenen Vegetationsparameter und für die empirischen Koeffizienten erläutert. Die Berechnung von Näherungswerten erfolgt in zwei Schritten.

Zuerst werden Näherungswerte der empirischen Koeffizienten berechnet. Voraussetzung hierfür ist, dass Messungen der Vegetationsparameter und gemessene Sensorgrauwerte an mindestens zwei Bodenkontrollpunkten vorliegen. Dazu werden unter Verwendung der Bodenmessungen die physikalisch modellierten Grauwerte  $g_{pmod}^i$  an den Bodenkontrollpunkten berechnet, die mit den gemessenen Grauwerten  $g_{gem}^i$  durch die empirischen Koeffizienten verknüpft sind (siehe Gleichung 3.2). Anhand dieser Gleichungen können die Offset- und Skalierungskoeffizienten nun einfach berechnet werden. Ist nur ein Bodenkontrollpunkt vorhanden, ist es zumindest möglich, den Offsetfaktor  $a^i$  näherungsweise zu berechnen. Der Skalierungsfaktor wird in diesem Fall gleich 1 gesetzt. Für den Fall, dass keine Bodenkontrollpunkte vorhanden sind, ist eine Berechnung von Näherungswerten nicht möglich.

In einem weiteren Schritt können die Näherungswerte der variablen Vegetationsparameter an den Neupunkten mit Hilfe des simulierten annealings berechnet werden. Die Beschaffung von Näherungswerten erfolgt hierbei punktweise

<sup>3</sup>Die Größe dieser homogenen Ausschnitte richtet sich nach der Bodenpixelgröße der Fernerkundungsdaten und der Größe der heterogenen Muster



**Abbildung 3.8.** Standardabweichungen der *Daedalus* Sensorgrauwerte der Kanäle 2 bis 10 (y-Achse) in Abhängigkeit vom jeweiligen Grauwert (x-Achse). Die Standardabweichungen und Grauwerte basieren auf Mittelwerten  $5 \times 5$  großer Ausschnitte homogener Testflächen aus verschiedenen Bilddatensätzen (+: Datensatz 1, o: Datensatz 2, x: Datensatz 3).

und jeweils nur für die vier variablen Vegetationsparameter. Dies setzt voraus, dass Näherungswerte für die empirischen Koeffizienten und Werte für die konstanten Parameter bekannt sind. Ziel ist die Minimierung der Differenzfunktion  $\delta$  (entspricht Funktion  $E(X)$  in Kapitel 3.4.1) durch Veränderungen der Vegetationsparameter nach dem „downhill simplex“ Schema des simulierten annealings. Die zu minimierende Differenzfunktion ist mit einer „penalty“-Funktion  $\phi$  kombiniert. Diese Funktion definiert Bestrafungswerte außerhalb der Definitionsbereiche  $p_{min}^j \dots p_{max}^j$  der variablen Vegetationsparameter und verhindert, dass die Vegetationsparameter während der Abkühlung den Definitionsbereich verlassen. In diesem Fall wird die Differenzfunktion in Abhängigkeit von der Höhe der Überschreitung vergrößert (siehe Gleichung 3.22). Ein Steigungsparameter  $\epsilon^j$  steuert dabei den Grad der Vergrößerung von  $\delta$ . Die „penalty“-Funktion ist so konstruiert, dass die Differenzfunktion stetig aber nicht notwendigerweise differenzierbar ist. Liegen alle variablen Vegetationsparameter im Definitionsbereich berechnet sich die Differenzfunktion aus der Quadratsumme der Differenzen zwischen gemessenen und modellierten Grauwerten (siehe Gleichung 3.21).

$$\delta = \sum_{i=1}^{N_{max}} |g_{gem}^i - g_{mod}(\hat{p}^j, \mathbf{c})^i|^2 \quad \text{falls } \hat{p}^j \in [p_{min}^j \dots p_{max}^j] \quad (3.21)$$

$$\delta = \sum_{i=1}^{N_{max}} |g_{gem}^i - g_{mod}(p_{min/max}^j, \mathbf{c})^i|^2 + \phi$$

$$\text{mit } \phi = \epsilon^j \cdot |\hat{p}^j - p_{min/max}^j| \quad \text{falls } \hat{p}^j \notin [p_{min}^j \dots p_{max}^j] \quad (3.22)$$

Tabelle 3.2 beschreibt den Ablauf zur Schätzung der variablen Vegetationsparameter mit Hilfe des simulierten annealings. Ausgehend von Standard-Initialisierungswerten für die variablen Vegetationsparameter wird das simulierte annealing zur Minimierung der Differenzfunktion  $\delta$  verwendet. Hierfür ist eine Skalierung der variablen Vegetationsparameter auf annähernd gleiche Wertebereiche notwendig.

Zuvor müssen noch verschiedene Konfigurationsparameter des simulierten annealings an die Modellinversion angepasst werden: die Anfangstemperatur, der Grad der Abkühlung pro Iteration (Abkühlungsfaktor), die Anzahl interner Iterationen für jede Temperaturstufe und die Steigungsparameter  $\epsilon^j$  der „penalty“-Funktion. Die Anpassung der Konfigurationsparameter wurde mit Hilfe des Algorithmus in Tabelle 3.3 vorgenommen. Ausgehend von Standardinitialisierungswerten wird iterativ die Modellinversion mit jeweils veränderten Konfigurationsparametern durchgeführt,

1.	Standard-Initialisierungswerte für die variablen Vegetationsparameter $\mathbf{p}$	$LAI = 3.0$ , $C_{a+b} = 30.0$ , $C_m = 0.03$ und $C_w = 0.03$
2.	Skalierung der variablen Vegetationsparameter $\mathbf{p}$ auf gleiche Wertebereiche $\mathbf{p}^*$	$p_j^* = k_j \cdot p_j$
3.	Ausführung des simulierten annealings zur Minimierung der Differenzfunktion durch Variation der Parameter $\mathbf{p}^*$	
4.	Abbruch, falls maximale Anzahl an Iterationen überschritten ist oder Differenzfunktion kleiner als Schwellwert wird	
5.	Ergebnis: Optimale Vegetationsparameter $\mathbf{p}^*$ Rück-Skalierung der Vegetationsparameter	$p_j = \frac{1}{k_j} \cdot p_j^*$

**Tabelle 3.2.** Ablauf zur Schätzung der variablen Vegetationsparameter mit Hilfe des simulierten annealings

bis korrekte Ergebnisse geschätzt werden, und die Anzahl notwendiger Recheniterationen minimiert ist. Sind optimale Konfigurationsparameter bestimmt worden, können die Näherungswerte der variablen Vegetationsparameter nach dem Algorithmus in Tabelle 3.2 berechnet werden.

1.	Konstruktion einer geeigneten Differenzfunktion (einschließlich „penalty“ $\phi$ mit Steigungsparameter $\varepsilon^j$ )	$\delta = \sum_{i=1}^9  g_{gem}^i - g_{mod}^i ^2 + \Phi$
2.	Verwendung von Standardwerten für die Konfiguration des simulierten <i>annealings</i>	Anfangstemperatur: 10 Abkühlungsfaktor: 0.8 Iterationen pro Temperatur: 4
3.	Ausführung des simulierten <i>annealings</i> entsprechend Tabelle 3.2	
4.	Optimierung der Konfiguration	
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Auswahl einer neuen Konfiguration</li> <li>• Erneute Ausführung des simulierten <i>annealings</i></li> <li>• Berechnung der Divergenz</li> <li>• Entscheidung, ob geänderte Konfiguration angenommen werden kann</li> <li>• Wenn Entscheidungskriterium nicht erfüllt ist, erneute Optimierung</li> </ul>	
5.	Optimale Konfiguration	Anfangstemperatur: 26 Abkühlungsfaktor: 0.85 Iterationen pro Temperatur: 10

**Tabelle 3.3.** Algorithmus zur Bestimmung optimaler Konfigurationsparameter

### 3.5.4 Darstellung des mathematischen Modells

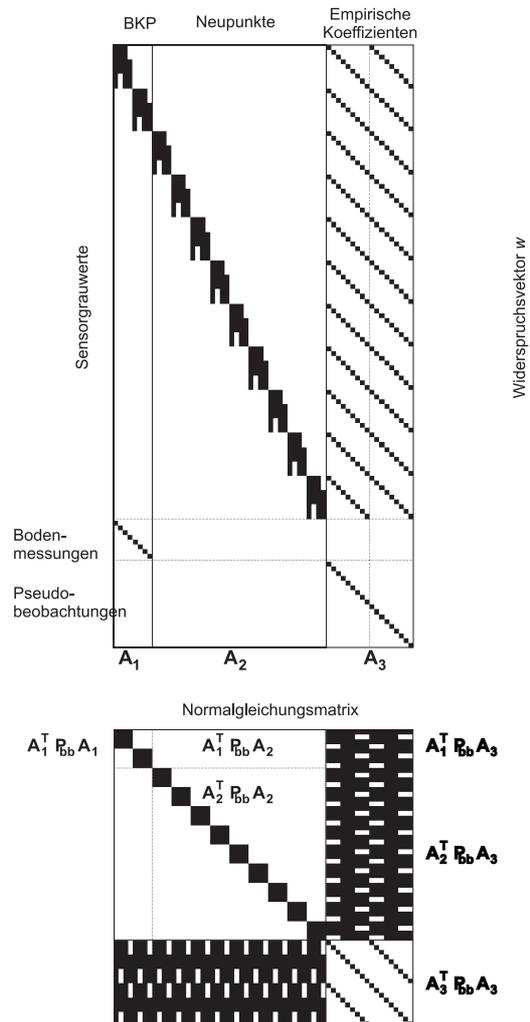
In diesem Kapitel wird das mathematische Modell der vermittelnden Ausgleichung dargestellt. Abbildung 3.9 zeigt oben rechts die Struktur der Jacobi-Matrix  $A$ , oben links den Widerspruchsvektor  $w$  und unten die Struktur der Normalgleichungsmatrix  $N$ . Beispielhaft wurde eine Konfiguration mit zwei Bodenkontrollpunkten (Abkürzung: *BKP*) und neun Neupunkten gewählt. Schwarze Bereiche der Matrizen stellen besetzte Elemente der Matrix dar, während weiße Bereiche Null sind. Die Elemente der Jacobi-Matrix  $A$  sind die partiellen Ableitungen aller Beobachtungsgleichungen nach allen Unbekannten entsprechend den Gleichungen 3.17 bis 3.19. Die Spalten der Jacobi-Matrix  $A$  repräsentieren die Unbekannten des Schätzverfahrens in folgender Reihenfolge (von links nach rechts): die variablen Vegetationsparameter der Bodenkontroll- und Neupunkte und die empirischen Koeffizienten. Die Zeilen der Jacobi-Matrix stehen für die einzelnen Beobachtungen in folgender Reihenfolge (von oben nach unten): die gemessenen Sensorgrauwerte an den Bodenkontroll- und Neupunkten, die gemessenen Vegetationsparameter an den Bodenkontrollpunkten und die Pseudo-Beobachtungen der empirischen Koeffizienten.

Zur besseren Darstellung wird die Jacobi-Matrix in Submatrizen unterteilt. Submatrix  $A_1$  repräsentiert die gemessenen Sensorgrauwerte und die gemessenen Vegetationsparameter der Bodenkontrollpunkte und Submatrix  $A_2$  die Sensorgrauwerte aller Neupunkte. Die unbekannt empirischen Koeffizienten sind in der Submatrix  $A_3$  dargestellt. Die entsprechenden Blockmatrizen der Normalgleichungsmatrix  $N$  haben charakteristische Eigenschaften, so ist Matrix  $A_1^T P_{bb} A_2$

eine Nullmatrix, und die Matrizen  $A_2^T P_{bb} A_2$  sowie  $A_1^T P_{bb} A_1$  weisen eine Hyperdiagonalstruktur auf (erkennbar auch in Abbildung 3.9 unten).

### Der Fall ohne Bodenkontrollpunkte

Eine Inversion der Normalgleichungsmatrix ist mathematisch auch ohne Bodenkontrollpunkte und Pseudo-Beobachtungen der empirischen Koeffizienten möglich. In diesem Fall können die empirischen Koeffizienten allein mit dem Informationsgehalt der multispektralen Fernerkundungsdaten geschätzt werden, d.h. der Informationsgehalt in den multispektralen Fernerkundungsdaten reicht aus, um für jeweils einen Kanal zusätzlich einen Offset- und einen Skalierungsfaktor zu schätzen. Bestimmende Faktoren für die mathematische Invertierbarkeit sind die Anzahl der Kanäle  $N_K$ , die Anzahl der Vegetationsparameter  $N_P$  und die Anzahl der Neupunkte  $N_{NP}$ .



**Abbildung 3.9.** Struktur der Jacobi-Matrix  $A$  (oben links), Widerspruchsvektor  $w$  (oben rechts) und Struktur der Normalgleichungsmatrix  $N$  (unten)

Die Redundanz  $r$  berechnet sich allgemein mit

$$r = (N_K - N_P)N_{NP} - 2N_K \quad (3.23)$$

Übertragen auf die Konfiguration in dieser Arbeit ( $N_K = 9$  und  $N_P = 4$ ) sind mindestens vier Neupunkte erforderlich, um ohne Bodenkontrollpunkte und Pseudo-Beobachtungen die empirischen Koeffizienten schätzen zu können. Generell müssen mindestens zwei Neupunkte vorliegen, und die Anzahl der Kanäle muss größer als die Anzahl der unbekanntem Vegetationsparameter sein.

### 3.6 Simulationen zur Modellinversion

In den nachfolgenden Kapiteln wird anhand synthetischer Daten die Invertierbarkeit des Modells für die vier Vegetationsparameter unter Verwendung des *Daedalus* Multispektralscanners nachgewiesen. Entscheidungskriterien für die Invertierbarkeit sind die erreichten Genauigkeiten bei verschiedenen Inversions-Konfigurationen. Verschiedene Einflussfaktoren auf die erreichten Genauigkeiten werden nachgewiesen. Schwerpunkt liegt auf der Untersuchung des Einflusses der Bodenkontroll- und Neupunkte auf die Genauigkeiten. Die Neuheiten in dieser Arbeit werden getestet, insbesondere wird die Leistungsfähigkeit des empirischen Modells zur Elimination von Modellfehlern der physikalischen Modelle mit Hilfe verfälschter synthetischer Daten untersucht. Zuletzt werden die Vorteile der simultanen gegenüber einer getrennten Schätzung mit synthetischen Daten bestätigt. Die Ergebnisse werden schließlich in Kapitel 3.7 zusammengefasst.

#### 3.6.1 Untersuchung der Invertierbarkeit

Die Invertierbarkeit des gesamten Modells wird mit einer Gradientenanalyse und mit Modellinversionen basierend auf synthetischen Daten überprüft. Dazu werden synthetische Daten mit unterschiedlichen Konfigurationen erzeugt und anschließend invertiert. Die erzielten Genauigkeiten dienen als Grundlage für die Beurteilung der Invertierbarkeit. Zweck der Gradientenanalyse ist die Untersuchung, ob Irregularitäten im Wertebereich auftreten können, was vor allem für die Festlegung der Wertebereiche und der Diskretisierungsabstände eine notwendige Vorinformation ist.

##### *Erzeugung synthetischer Daten*

In diesem Abschnitt wird die Vorgehensweise bei der Erzeugung synthetischer Daten erläutert. Ziel ist hier die Berechnung modellierter Sensorgrauwerte  $g_{mod}^i$  für unterschiedliche Kombinationen bzgl. der variablen und konstanten Eingabeparameter.

In einem ersten Schritt werden physikalisch modellierte Sensorgrauwerte  $g_{pmod}^i$  für unterschiedliche Kombinationen erzeugt. Dazu werden die vier variablen Vegetationsparameter gemäß ihrem Wertebereich<sup>4</sup> in jeweils drei Stufen diskretisiert (siehe Tabelle 3.4). Dies ergibt 81 mögliche Parameter-Kombinationen. Voruntersuchungen zeigten, dass auch die Bodenreflexion maßgeblichen Einfluss auf die erzielbaren Genauigkeiten haben kann. Deshalb werden zwei Sätze synthetischer Grauwerte für jeweils 81 mögliche Parameter-Kombinationen erzeugt basierend einmal auf einem hellen Boden (Bodentyp *C* siehe Abbildung 2.13 in Kapitel 2.4.5) und einmal auf einem dunklen Boden (Bodentyp *A*). Die restlichen konstanten Eingabeparameter werden dabei auf Standardwerte gesetzt. Die Blattwinkelverteilungsfunktion wurde entsprechend der elliptischen Verteilung (siehe Kapitel 2.1.1) mit einem mittleren Blattwinkel von  $63^\circ$  und einer Genauigkeit des mittleren Blattwinkels von  $10^\circ$  berechnet. Weiterhin werden die atmosphärischen Parameter des *SOLSPEC* Modells auf Standardwerte für einen unbedeckten, klaren Sommertag in Mitteleuropa gesetzt, und die Zenitdistanz des Sensors wird auf  $11^\circ$  bei einem relativen Azimut zur Sonne von  $45^\circ$  festgelegt<sup>5</sup>.

In einem zweiten Schritt werden aus den Sensorgrauwerten  $g_{pmod}^i$  modellierte Sensorgrauwerte  $g_{mod}^i$  für unterschiedliche Kombinationen der insgesamt 18 empirischen Koeffizienten erzeugt. Dazu werden die neun empirischen Skalierungskoeffizienten  $b^i$  in ihrem untersuchten Wertebereich in jeweils drei Stufen diskretisiert (siehe Tabelle 3.4), während die Werte der neun empirischen Offsetkoeffizienten  $a^i$  auf einen beliebigen Wert gesetzt werden können, da sie keinen Einfluss auf die Invertierbarkeit und Genauigkeit der Modelle haben. Zur Verringerung der Anzahl möglicher Kombinationen werden die empirischen Skalierungskoeffizienten in Blöcken zusammengefasst, d.h. die Diskretisierungsstufen der Skalierungskoeffizienten werden für die Kanäle 2...5, 6...8 und 9, 10 jeweils konstant gehalten. Die Einteilung der Blöcke entspricht den *VIS*, *NIR* und *MIR* Wellenlängenbereichen. Die Anzahl möglicher Kombinationen empirischer Koeffizienten wird somit auf 27 reduziert. Insgesamt werden modellierte Sensorgrauwerte für alle 27 Kombinationen der empirischen Koeffizienten mit jeweils 81 Vegetationsparameter-Kombinationen und für zwei Bodentypen erzeugt (4374 Datensätze).

##### *Gradientenanalyse*

Zur Überprüfung, ob die verwendeten Diskretisierungsstufen ausreichend sind, wurde eine Gradientenanalyse durchgeführt, welche die Eigenschaften des Parameterraums in den Zwischenräumen der Diskretisierungsstufen analysieren sollte. Zu diesem Zweck werden für die 81 Parameter-Kombinationen numerisch die Gradienten der modellierten Sensorgrauwerte  $g_{pmod}^i$  bzgl. der Vegetationsparameter  $\hat{p}^j$  auf zwei verschiedene Arten berechnet: einmal mit einem Differentialquotienten und einmal mit einem Differenzenquotienten. Der Differentialquotient wie auch der Differenzenquotient ist der Quotient aus der Differenz unterschiedlich erzeugter physikalisch modellierter Sensorgrauwerte eines Kanals und der

<sup>4</sup>Die Wertebereiche ergeben sich aus den Untersuchungen mit real gemessenen Daten

<sup>5</sup>abgeleitet aus den Flugdaten der Befliegungskampagnen

Differenz der Vegetationsparameter, die für die Erzeugung der Sensorgrauwerte verwendet wurden. Beim Differentialquotient ist die Differenz der jeweiligen Vegetationsparameter  $\delta p^j$  sehr klein gegenüber dem Diskretisierungsabstand, während beim Differenzenquotient die Werte der Vegetationsparameter sich genau um den Diskretisierungsabstand  $\Delta p^j$  unterscheiden.

$$\frac{\partial g_{pmod}^i}{\partial p^j} = \frac{g_{pmod}^i(p^j + \delta p^j, \mathbf{c}) - g_{pmod}^i(p^j, \mathbf{c})}{\delta p^j} \quad (\text{Differentialquotient}) \quad (3.24)$$

$$\frac{\Delta g_{pmod}^i}{\Delta p^j} = \frac{g_{pmod}^i(p^j + \Delta p^j, \mathbf{c}) - g_{pmod}^i(p^j, \mathbf{c})}{\Delta p^j} \quad (\text{Differenzenquotient}) \quad (3.25)$$

$$\text{mit } \delta p^j \ll \Delta p^j$$

Ein Vergleich der beiden Gradienten deckt Irregularitäten im Parameterraum auf. Unterscheiden sich die Werte der beiden Gradienten kaum, kann daraus gefolgert werden, dass es in den Zwischenräumen mit großer Wahrscheinlichkeit kein unregelmäßiges Verhalten der Sensorgrauwerte gibt. Daraus kann gefolgert werden, dass die Modelle nicht nur an den Diskretisierungspunkten selbst, sondern auch an allen dazwischenliegenden Werten invertierbar sind. Diese Untersuchung wurde unabhängig von den jeweiligen Werten der empirischen Koeffizienten durchgeführt, da es beim linearen empirischen Modell keinen Unterschied zwischen Differential- und Differenzenquotienten gibt. Ergebnisse dieser Voruntersuchung zeigen gute Übereinstimmung zwischen den Gradienten für alle Parameterwerte und aller Kanäle. Die Wahl der Diskretisierungsabstände ist somit ausreichend.

### Modellinversion

Modellinversionen mit den synthetisch erzeugten Sensorgrauwerten wurden durchgeführt, um die Invertierbarkeit der Modelle zu zeigen. Diese Modellinversionen werden entsprechend dem o.g. Inversionsprozess mit simulierten annealing und einer simultanen Ausgleichung durchgeführt. Insgesamt werden jeweils 27 Modellinversionen entsprechend den Kombinationen der empirischen Skalierungskoeffizienten für zwei Bodentypen durchgeführt. Bei jeder einzelnen Modellinversion werden aus den 81 möglichen Kombinationen der variablen Vegetationsparameter Neupunkte konstruiert, von denen drei als Bodenkontrollpunkte ausgewählt werden. Die Auswahl der Bodenkontrollpunkte erfolgt dabei nach den Kriterien in Kapitel 5.2. Vor der Inversion werden die synthetisch erzeugten Sensorgrauwerte und die Bodenmessungen an den Bodenkontrollpunkten entsprechend ihren Standardabweichungen mit einer Normalverteilung verrauscht, geg. diskretisiert<sup>6</sup> und anschließend als Ausgangsdaten für die Modellinversion verwendet.

### Zusammenstellung der Ergebnisse

Ziel ist die Beurteilung der Invertierbarkeit der Modelle anhand der erreichten Genauigkeiten. An dieser Stelle müssen zwei Fragestellungen getrennt werden: die mathematische Invertierbarkeit der Modelle und die praktische Invertierbarkeit. Mathematische Invertierbarkeit bedeutet, dass es eine eindeutige Lösung gibt, d.h. die Normalgleichungsmatrix der simultanen Ausgleichung ist nicht singulär. Trotz mathematischer Invertierbarkeit können die Standardabweichungen der Vegetationsparameter u.U. so hoch werden, dass die Vegetationsparameter während der simultanen Ausgleichung den Definitionsbereich verlassen. In diesem Fall konvergiert die simultane Ausgleichung nicht, d. h. die Modelle sind praktisch nicht invertierbar. Als Kriterien werden die erreichten Genauigkeiten der variablen Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten herangezogen. Eine eindeutige Entscheidung über die Konvergenz ist anhand der erreichten Genauigkeiten jedoch nicht möglich.

In Tabelle 3.4 sind die Ergebnisse der Modellinversionen zusammengefasst, u.a. der Definitionsbereich, der invertierbare Wertebereich und die erreichten Genauigkeiten. Der Definitionsbereich wurde aus Literaturangaben (HOSGOOD et al. 1995) abgeleitet. Theoretisch sind auch höhere Werte für die einzelnen Vegetationsparameter denkbar, negative Werte der Vegetationsparameter sind jedoch nicht zulässig. Die Grenzen der Definitionsbereiche liegen schon weit im Sättigungsbereich, d.h. eine Änderung der Vegetationsparameter in diesem Bereich verursacht nur noch geringe Änderung an den Sensorgrauwerten. Die invertierbaren Wertebereiche wurden aus den gemessenen Wertebereichen abgeleitet und sind sehr viel kleiner als die Definitionsbereiche. In diesen Bereichen treten nur sehr geringe Sättigungseffekte auf.

Zur Beurteilung der erreichten Genauigkeiten wurden neben den Standardabweichungen an einzelnen Punkten die gesamte RMS (root mean square) Genauigkeit getrennt nach dunklem bzw. hellem Boden (Abk.: DB bzw. HB) sowie die RMS Genauigkeit jeder einzelnen Inversion berechnet. Die  $RMS_\mu$  bzw.  $RMS_{def}$  Genauigkeiten sind dabei entweder auf einen mittleren Wert bzw. auf die Spanne des invertierbaren Wertebereichs bezogen. Ausgenommen vom Offsetfaktor  $a^i$ , für den ein mittlerer Wert von 10 angenommen wurde, entspricht der mittlere Wert den mittleren Diskretisierungsstufen.

<sup>6</sup>Nur für Sensorgrauwerte: Auf die nächste ganze Zahl gerundet

	Definitions- bereich	Invertierbarer Wertebereich <sup>VI</sup>	Diskretisierung	Standard- abweichungen	Ges. RMS		RMS <sub><math>\mu</math></sub> in % <sup>II</sup>	RMS <sub>def</sub> in % <sup>III</sup>
					DB <sup>IV</sup>	HB <sup>V</sup>		
Blattflächenindex	[0, 15]	[0.5, 4]	0.5, 2.25, 4	0.02 ... 2.51	0.54	0.53	11 ... 42	7 ... 27
Chlorophyllgehalt $\left[\frac{\text{Hg}}{\text{cm}^2}\right]$	[0, 80]	[10, 50]	10, 30, 50	0.29 ... 19.03	3.55	3.34	5 ... 18	4 ... 14
Spez. Trockenmasse $\left[\frac{\text{g}}{\text{cm}^2}\right]$	[0, 0.08]	[0.01, 0.035]	0.01, 0.023, 0.035	0.001 ... 0.07	0.01	0.004	8 ... 98	7 ... 84
Spez. Wassergehalt $\left[\frac{\text{g}}{\text{cm}^2}\right]$	[0, 0.08]	[0.01, 0.07]	0.01, 0.04, 0.07	0.001 ... 0.09	0.02	0.012	14 ... 91	9 ... 60
Emp. Koeffizient $a^i$	]- $\infty$ , + $\infty$ [	beliebig	—	1.0 ... 6.89	3.07	2.12	16 ... 42	—
Emp. Koeffizient $b^i$	]- $\infty$ , + $\infty$ [	$ b^i  \geq 0.5$	0.5, 1, 2 <sup>I</sup>	0.04 ... 0.11	0.05	0.04	3 ... 7	—

I Blockweise Kombinationen: Koeffizienten haben gleiche Werte für Kanal  $i = [2...5]$ ,  $[6...8]$  und  $[9,10]$

II  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten getrennt nach Inversionen anteilmäßig bzgl. des mittleren Wertes

III  $RMS_{def}$  Genauigkeiten getrennt nach Inversionen anteilmäßig bzgl. der Spanne des invertierbaren Wertebereichs

IV/V DB: Dunkler Boden / HB: Heller Boden

VI Hier: untersuchter Wertebereich aus realen Messungen abgeleitet, u. U. sind auch andere Wertebereiche invertierbar

**Tabelle 3.4.** Wertebereiche und erreichte Genauigkeiten der Parameter und Koeffizienten.

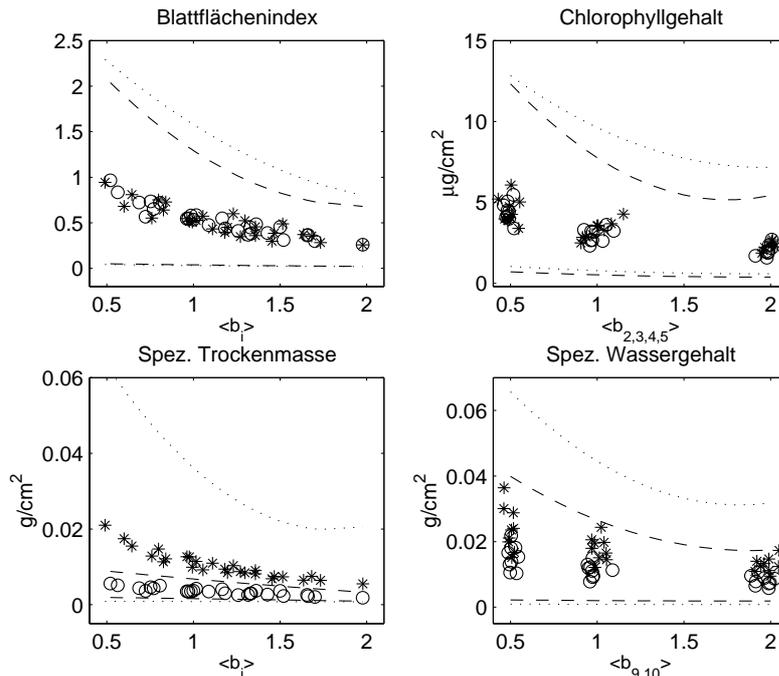
Anhand der Modellinversionen kann gefolgert werden, dass die Modelle bei allen getesteten Kombinationen mathematisch invertierbar sind, da die Normalgleichungsmatrix nie singulär wird.

Das erzielte Genauigkeitsniveau ist allgemein niedrig mit einer deutlichen Abhängigkeit von der Bodenhelligkeit. Die Spannweite der  $RMS_{def}$  Genauigkeiten ist sehr groß und reicht von 4% beim Chlorophyllgehalt bis 84% bei der spezifischen Trockenmasse. Am genauesten schätzbar ist der Chlorophyllgehalt gefolgt vom Blattflächenindex, spezifischen Wassergehalt und der spezifischen Trockenmasse. Auffallend ist, dass die Genauigkeiten des Chlorophyllgehalts und des Blattflächenindex weitgehend unabhängig von der Bodenhelligkeit sind, während die Schätzung des spezifischen Wassergehalts und der spezifischen Trockenmasse v.a. bei dunklem Boden, kleinen Skalierungskoeffizienten und in der Nähe der Sättigungsbereiche Probleme bereitet. In diesen Fällen erreicht die Standardabweichung die Werte 0.07 für die spezifische Trockenmasse und 0.09 für den spezifischen Wassergehalt, die größer als der gesamte invertierbare Wertebereich sind. Dies führt bei einer Modellinversion dazu, dass die entsprechenden Parameter den Definitionsbereich verlassen, und diese Punkte somit nicht konvergieren.

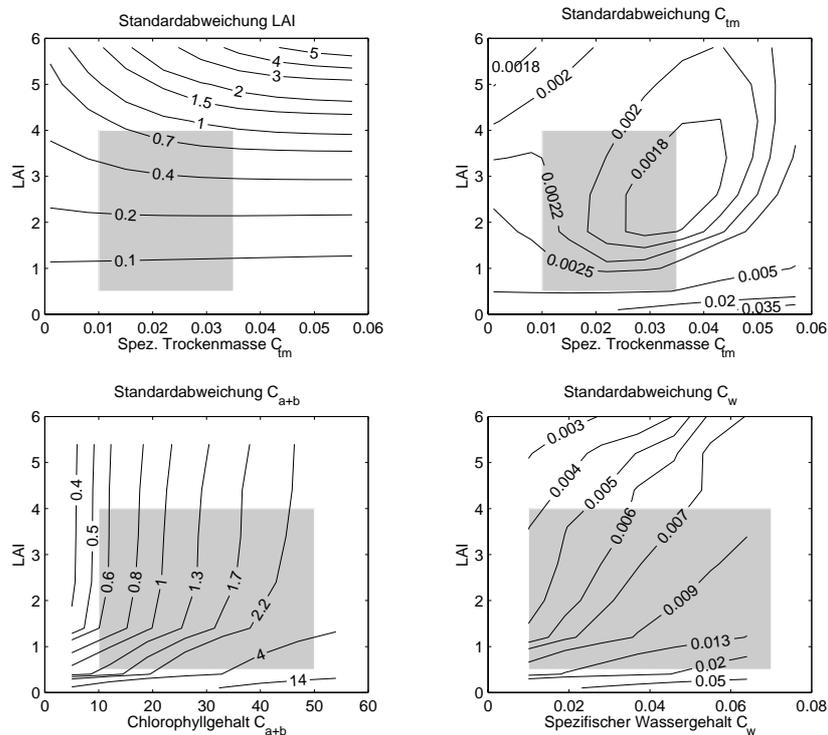
### Untersuchung der Genauigkeiten

Der Zusammenhang zwischen den Genauigkeiten, dem Bodentyp und den Skalierungsfaktoren wird in Abbildung 3.10 verdeutlicht. Die minimalen und maximalen Standardabweichungen sowie die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten werden in Abhängigkeit von gemittelten Skalierungskoeffizienten  $b^i$  für zwei verschiedene Bodentypen ( $o$ : heller Boden,  $*$ : dunkler Boden) dargestellt. Grundsätzlich kann eine Zunahme der Genauigkeiten bei größeren Skalierungsfaktoren und bei hellerem Boden festgestellt werden. Diese Zunahme lässt sich einerseits mit einer Verbesserung des Signal-zu-Rausch-Verhältnisses und andererseits mit dem erhöhten Dynamikumfang der Sensorgrauwerte begründen. Bei den Genauigkeiten der spezifischen Trockenmasse und des spezifischen Wassergehalts ist eine deutliche Abhängigkeit von der Bodenhelligkeit erkennbar, während die Genauigkeiten des Blattflächenindex und Chlorophyllgehalts größtenteils nur von der Größe der Skalierungsfaktoren beeinflusst werden.

Abbildung 3.11 zeigt exemplarisch die Abhängigkeiten der Genauigkeiten der variablen Vegetationsparameter von der Lage im Parameterraum für fixierte Skalierungsfaktoren ( $a^i = 0$  und  $b^i = 1$ ) auf hellem Boden. Die invertierbaren Wertebereiche sind hellgrau unterlegt. Deutlich sind die Sättigungseffekte einzelner Parameter erkennbar, da sich die Standardabweichungen bei höheren Parameterwerten vergrößern. Dies ist bei höheren Werten des Blattflächenindex, des Chlorophyllgehalts und des spezifischen Wassergehalts ersichtlich. Der Sättigungseffekt überlagert sich mit einem anderen Einflussfaktor, der bei niedrigen Blattflächenindizes auftritt. Bei geringem Bewuchs haben die einzelnen Blattpigmente Chlorophyll und Wasser nur sehr geringen Einfluss auf das Fernerkundungssignal. Deshalb steigen auch die Standardabweichungen dieser Pigmente bei niedrigem Blattflächenindex stark an.



**Abbildung 3.10.** Minimale und maximale Standardabweichungen für zwei Bodentypen (gestrichelte Linien: heller Boden, punktierte Linien: dunkler Boden) sowie die  $RMS_\mu$  Genauigkeiten der variablen Vegetationsparameter ( $\circ$ : heller Boden,  $*$ : dunkler Boden) in Abhängigkeit vom über alle betroffenen Kanäle gemittelten Skalierungskoeffizienten  $\langle \tilde{b} \rangle$  (x-Achse).



**Abbildung 3.11.** Einfluss der Lage im Parameterraum auf die Standardabweichungen. Die invertierbaren Wertebereiche sind hellgrau unterlegt.

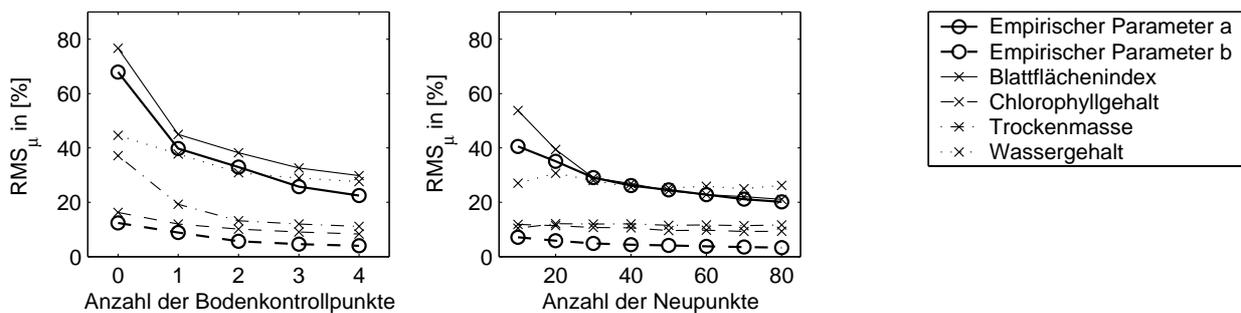
### 3.6.2 Einfluss von Bodenkontroll- und Neupunkten

In diesem Kapitel wird mit synthetischen Daten untersucht, welchen Einfluss Bodenkontroll- und Neupunkte auf die Genauigkeiten der Vegetationsparameter und empirischen Koeffizienten haben. Folgende Kriterien bei der Auswahl von Bodenkontroll- und Neupunkten werden in diesem Zusammenhang untersucht: Anzahl der Punkte und deren Verteilung im Parameter- und Grauwertspektrum sowie Einfluss von Messfehlern der Vegetationsparameter an den Bodenkontrollpunkten. Die Untersuchungen basieren abgesehen von leichten Veränderungen auf den o.g. Konstellationen.

### Anzahl der Bodenkontroll- und Neupunkte

Im folgenden wird der Einfluss der Anzahl von Bodenkontroll- und Neupunkten auf die Modellinversion mit Hilfe synthetischer Sensorgrauwerte untersucht. Im Gegensatz zu der vorangegangenen Untersuchung werden bei der Erzeugung der synthetischen Sensorgrauwerte die empirischen Koeffizienten und die Bodenhelligkeit auf feste Werte gesetzt, während die Anzahl der Bodenkontroll- und Neupunkte variiert wird. Die synthetischen Sensorgrauwerte werden mit einem hellen Boden (Bodentyp *C*) und mit Standardwerten für die empirischen Koeffizienten ( $a^i = 0$  und  $b^i = 1$ ) erzeugt. Es gelten weiterhin die gleichen Werte für die restlichen konstanten Parameter. Im folgenden werden Modellinversionen basierend auf unterschiedlichen Konfigurationen durchgeführt.

Zur Untersuchung des Einflusses der Anzahl von Bodenkontrollpunkten werden von den 81 synthetisch erzeugten Punkten zufällig 20 Punkte als Neupunkte und von diesen bis zu vier als Bodenkontrollpunkte ausgewählt. Die Auswahl der Bodenkontrollpunkte erfolgt wieder nach den Kriterien in Kapitel 5.2. Verschiedene Modellinversionen mit unterschiedlichen Kombinationen der Bodenkontrollpunkte und mit den gleichen Neupunkten werden durchgeführt. Die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten aller Parameter und Koeffizienten wurden dabei für alle 20 Punkte gruppiert nach der Anzahl der verwendeten Bodenkontrollpunkte berechnet. Abbildung 3.12 zeigt links die Abhängigkeit der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten von der Anzahl der Bodenkontrollpunkte. Es ist eine starke Zunahme der Genauigkeiten bei einer Erhöhung der Anzahl der Bodenkontrollpunkte von Null auf eins feststellbar. Bei mehr als zwei Bodenkontrollpunkten erhöht sich die Genauigkeit nur sehr wenig. Jedoch bleibt auch im extremen Fall, falls kein Bodenkontrollpunkt verwendet wird, das Modell mit niedrigeren Genauigkeiten mathematisch voll invertierbar (siehe auch Kapitel 3.5.4).



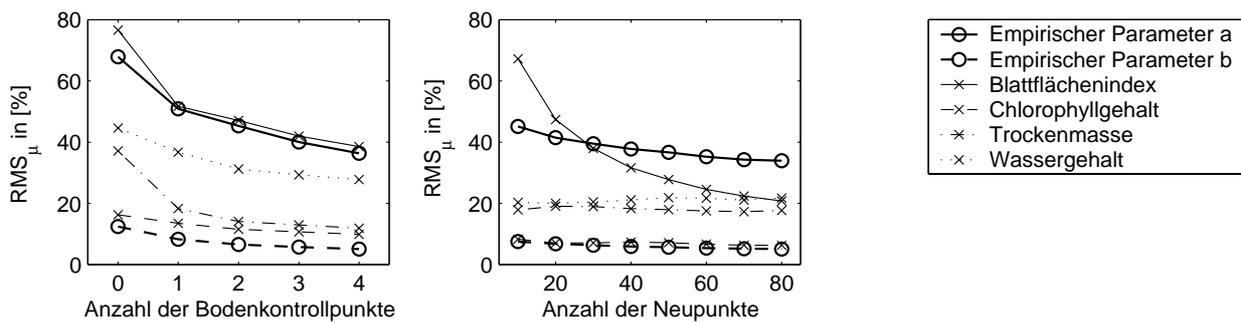
**Abbildung 3.12.** Abhängigkeit der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten von der Anzahl der Bodenkontroll- und Neupunkten.

Zur Untersuchung des Einflusses der Anzahl von Neupunkten wurden von den 81 synthetisch erzeugten Punkten zufällig bis zu 80 Punkte als Neupunkte und von diesen drei als Bodenkontrollpunkte ausgewählt. Die Modellinversion wurde mit unterschiedlichen Kombinationen von Neupunkten bei gleichbleibender Anzahl an Bodenkontrollpunkten durchgeführt. Die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten aller Parameter und Koeffizienten für alle verwendeten Punkte wurde dabei gruppiert nach der Anzahl der Neupunkten berechnet. Abbildung 3.12 zeigt rechts die Abhängigkeit von der Anzahl der Neupunkte. Es zeigt sich, dass die Genauigkeiten der empirischen Koeffizienten und der Vegetationsparameter mit wachsender Zahl an Neupunkten leicht zunehmen, d.h. Neupunkte liefern zusätzliche Informationen zur Schätzung der empirischen Koeffizienten und steigern deren Genauigkeiten.

### Verteilung der Bodenkontroll- und Neupunkte im Parameterraum

Weiteren Einfluss auf die Genauigkeit der Vegetationsparameter und empirischen Koeffizienten hat die Verteilung der Bodenkontroll- und Neupunkte im Parameterraum. Zur Untersuchung dieses Einflusses werden synthetische Sensorgrauwerte basierend auf den gleichen Konfigurationen wie in der vorangegangenen Untersuchung jedoch mit nicht homogener Verteilung der Bodenkontroll- und der Neupunkte im Parameterraum erzeugt und invertiert. Beim Datensatz zur Untersuchung des Einflusses der Bodenkontrollpunkte werden die Bodenkontrollpunkte nicht homogen aus dem gesamten Wertebereich der Vegetationsparameter gewählt, während beim zweiten Datensatz zur Untersuchung des Einflusses der Neupunkte die Neupunkte nicht homogen gewählt wurden. Nicht homogen bedeutet, dass von den drei möglichen Diskretisierungsstufen jeweils immer nur aus den ersten beiden zufällig ausgewählt wird.

Abbildung 3.13 zeigt die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeit der Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten in Abhängigkeit von der Anzahl der Bodenkontrollpunkte (links) und in Abhängigkeit von der Anzahl der Neupunkte (rechts) für nicht homogene Verteilungen der Bodenkontroll- bzw. Neupunkte. Im Vergleich zu den Genauigkeiten mit homogener Verteilung (siehe Abbildung 3.12) zeigt sich eine deutliche Abnahme der Genauigkeit bei nicht homogener Verteilung.



**Abbildung 3.13.** Abhängigkeit der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten von der Verteilung der Bodenkontroll- und Neupunkte im Parameterraum. Links: Einseitige Verteilung der Bodenkontrollpunkte bei homogener Verteilung der Neupunkte. Rechts: Einseitige Verteilung der Neupunkte bei homogener Verteilung der Neupunkte.

### Zuverlässigkeit der Modellinversion bei groben Messfehlern an den Bodenkontrollpunkten

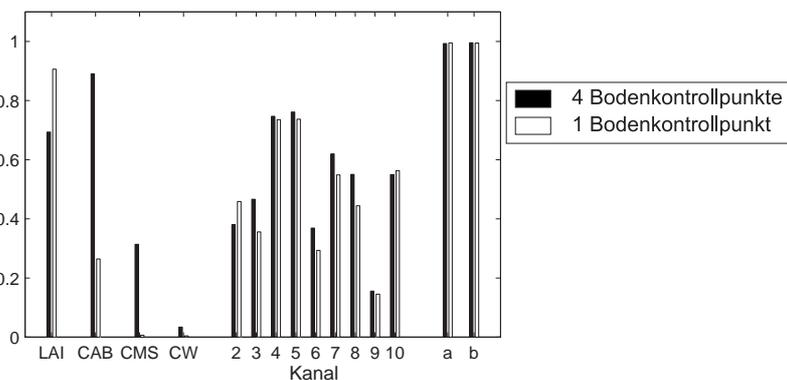
Die Aufdeckung, Lokalisierung und Elimination von groben Messfehlern an den Bodenkontrollpunkten ist entscheidend für die praktische Anwendung des neuen Schätzverfahrens. Als Mittel zur Aufdeckung und Lokalisierung wird in der vermittelnden Ausgleichung die  $(Q_{\hat{v}\hat{v}}P_{bb})$  Matrix herangezogen, die den funktionalen Zusammenhang zwischen einem Vektor mit groben Messfehlern  $\Delta b$  und dem Verbesserungsvektor  $\Delta \hat{v}$  beschreibt

$$\Delta \hat{v} = Q_{\hat{v}\hat{v}} P_{bb} \Delta b \quad (3.26)$$

Ein grober Messfehler  $\Delta b$  kann nur lokalisiert werden, wenn dieser Fehler eine Verbesserung  $\Delta \hat{v}$  hervorruft, die wiederum mit statistischen Mitteln aufgedeckt werden kann. Dies setzt voraus, dass die Redundanzanteile  $red_{ii}$  der einzelnen Beobachtungen, die sich aus den Elemente der Spur der Matrix  $(Q_{\hat{v}\hat{v}}P_{bb})$  zusammensetzen, möglichst groß ( $> 0.3$ ) sind und die Nebendiagonalelemente der Matrix  $(Q_{\hat{v}\hat{v}}P_{bb})$  klein sind (KOCH 1987).

Beim praktischen Einsatz des Verfahrens sind v.a. die Möglichkeiten zur Aufdeckung und Lokalisierung grober Messfehler an den Bodenkontrollpunkten von Bedeutung. Zu Untersuchung dieser Möglichkeiten wurden die Redundanzanteile aller Beobachtungen berechnet und über alle Punkte gemittelt. Die Berechnung der mittleren Redundanzanteile wurde für zwei Konfigurationen mit einem und mit vier Bodenkontrollpunkten durchgeführt. In Abbildung 3.14 zeigt sich meist, dass bei höherer Anzahl von Bodenkontrollpunkten die Redundanzanteile aller Beobachtungen steigen. Jedoch können grobe Fehler der Bodenmessungen auch bei mehreren Bodenkontrollpunkten nicht lokalisiert werden, da die Nebendiagonalelemente der  $(Q_{\hat{v}\hat{v}}P_{bb})$  Matrix (nicht abgebildet) für diese Beobachtungen sehr groß sind. In diesem Fall schlägt sich ein grober Messfehler in sehr vielen Verbesserungen durch und ist deswegen nicht mehr lokalisierbar. Dies hat zur Folge, dass die Messungen an den Bodenkontrollpunkten sehr sorgfältig durchgeführt werden müssen, da sie einerseits großen Einfluss auf die Modellinversion haben, und andererseits grobe Fehler nicht aufgedeckt werden können.

Im Gegensatz dazu können Fehler der Sensorgrauwerte aufgedeckt werden, da hier die Redundanzanteile groß und die Nebendiagonalelemente klein sind. Auch die Redundanzanteile der Pseudo-Beobachtungen der empirischen Koeffizienten sind ideal groß, aber eine Lokalisierung von groben Fehlern ist hier nicht erforderlich.



**Abbildung 3.14.** Mittlere Redundanzanteile der verschiedenen Beobachtungstypen: Messungen der Vegetationsparameter an den Bodenkontrollpunkten, gemessene Sensorgrauwerte und Pseudo-Beobachtungen der empirischen Parameter  $a$  und  $b$ .

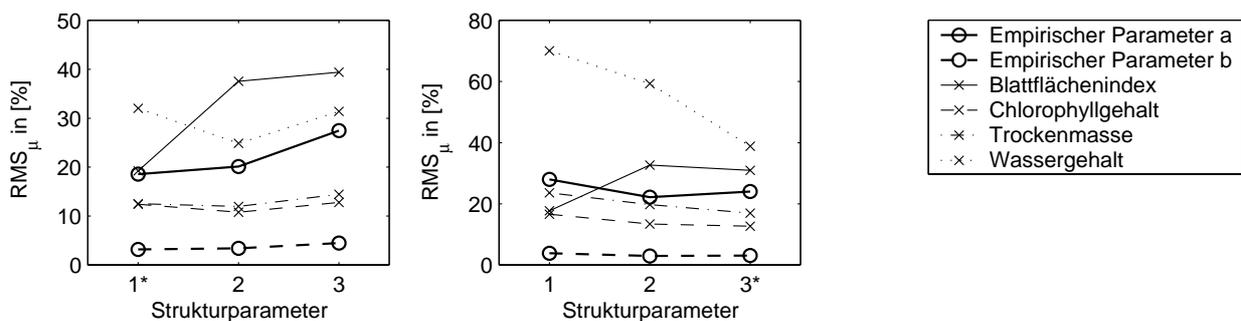
### 3.6.3 Elimination von Fehlern durch das empirische Modell

Im folgenden wird die Leistungsfähigkeit des empirischen Modells bzgl. der Elimination von Fehlern anhand synthetischer Daten nachgewiesen. Untersucht wird der Einfluss von fehlerhaften konstanten Parametern auf die Genauigkeiten der Vegetationsparameter. Im Idealfall wird der Einfluss fehlerhafter konstanter Parameter durch die empirische Anpassung der physikalischen Modelle vollständig eliminiert, so dass alle konstanten Parameter auf Standardwerte gesetzt werden könnten. Dies wäre ein Vorteil, da die Bestimmung exakter Werte für die konstanten Parameter meist nur mit erhöhtem Messaufwand vor Ort oder im Labor möglich ist. Voruntersuchungen zeigen, dass nur drei konstante Parameter größeren Einfluss auf die Sensorgrauwerte haben: der Strukturparameter, die Bodenreflexion und die Blattwinkelverteilung. Folgende Untersuchungen sollen zeigen, ob der entstandene Fehler durch lineare empirische Anpassung eliminiert werden kann, falls diese drei konstanten Parameter auf beliebige Standardwerte gesetzt werden.

Als Grundlage dieser Untersuchungen dienen synthetische Daten, die mit ähnlicher Konfiguration wie in den vorhergegangenen Kapiteln erstellt wurden. Der Unterschied liegt in der Einführung von Fehlern in den konstanten Parametern, d.h. synthetische Daten werden für bestimmte Werte der konstanten Parameter generiert und anschließend mit absichtlich falschen konstanten Parametern invertiert. Die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter von 81 Neupunkten und der empirischen Koeffizienten werden als Indikatoren für die Leistungsfähigkeit des empirischen Modells herangezogen. Verwendet wurden drei Bodenkontrollpunkte bei Standardwerten für die empirischen Koeffizienten ( $a^i = 0$  und  $b^i = 1$ ).

#### Fehler des Strukturparameters

Der Strukturparameter  $N$  ist ein abstrakter Parameter des *PROSPECT* Modells und repräsentiert die Anzahl der einzelnen Schichten eines Blattes nach dem „plate“-Prinzip. Dieser Parameter schwankt zwischen 1 für einkeimblättrige Pflanzen und 3 bei seneszenten Pflanzen. Zur Untersuchung, ob Fehler des Strukturparameters durch das lineare empirische Modell eliminiert werden können, werden synthetische Daten für zwei verschiedene Werte des Strukturparameters  $N = 1$  und  $N = 3$  generiert. Die synthetischen Daten werden anschließend jeweils dreimal mit  $N \in [1.0, 2.0, 3.0]$  invertiert. Abbildung 3.15 zeigt die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Modellinversion für die zwei erzeugten Datensätze  $N = 1$  (links) und  $N = 3$  (rechts). An den mit \* gekennzeichneten Werten werden die synthetischen Daten mit dem richtigen Parameterwert invertiert. Die Genauigkeiten weisen insgesamt nur geringe Schwankungen auf, wobei die niedrigeren Genauigkeiten des spezifischen Wassergehalts durch einzelne Ausreißer zu begründen sind. Das bedeutet, dass der Strukturparameter auf einen beliebigen Standardwert gesetzt werden kann, da die entstandenen Fehler durch das empirische Modell weitgehend abgefangen werden können. Als Standardwert für Winterweizen, der zu den zweikeimblättrigen Pflanzen zählt, wird ein Wert von 2 vorgeschlagen (JACQUEMOUD et al. 1995).

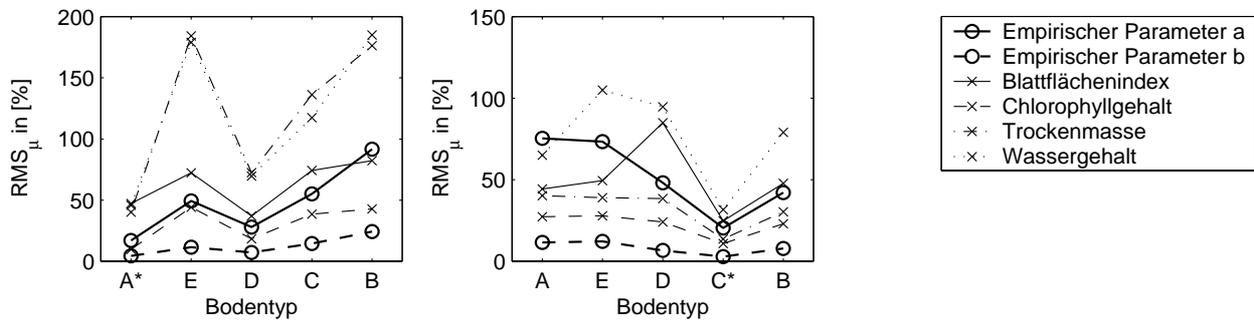


**Abbildung 3.15.**  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten bei fehlerhaftem Strukturparameter. Links:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten, falls der richtige Wert 1 ist. Rechts:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten, falls der richtige Wert 3 ist.

#### Fehler der Bodenreflexion

Zur Untersuchung, ob Fehler im Bodenreflexionsgrad  $\rho_{soil}$  durch das lineare empirische Modell eliminiert werden können, werden synthetische Daten für zwei Bodenreflexionen (Bodentyp *A* und *C* aus Abbildung 2.13) generiert. Die synthetischen Daten wurden anschließend mit fünf verschiedenen Bodenreflexionen der Bodentypen *A* bis *E* invertiert. Bodentypen *A* bis *D* zeigen ähnliche spektrale Reflexionskurven, die sich nur durch einen Helligkeitsversatz unterscheiden, während Bodentyp *E* einen anderen Reflexionsverlauf hat. Abbildung 3.16 zeigt die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter und empirischen Koeffizienten für die Modellinversionen der beiden Datensätze (links: Bodentyp *A*, rechts: Bodentyp *C*) mit fünf verschiedenen Bodentypen *A* bis *E*. An den mit \* gekennzeichneten Werten werden die synthetischen Daten mit dem richtigen Bodenreflexionsgrad invertiert. Es zeigen sich größere Standardabweichungen bei spektral unähnlichen Bodentypen. Mit Bodentyp *A* generierte Daten können z. B. nur mit dem spektral nächstgelegenen Bodentypen *D* invertiert werden, da unter Verwendung der übrigen Bodentypen die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten zu niedrig

werden. Das bedeutet, dass die Bodenreflexion nicht auf einen beliebigen Standardwert gesetzt werden kann, da die auftretenden Fehler nicht vollständig durch das empirische Modell abgefangen werden können. Der Grund liegt darin, dass Variationen der Bodenreflexion die Sensorgrauwerte nichtlinear verzerren. Für akzeptable Genauigkeiten sollte deshalb ein genäherter Bodenreflexionsgrad bekannt sein.

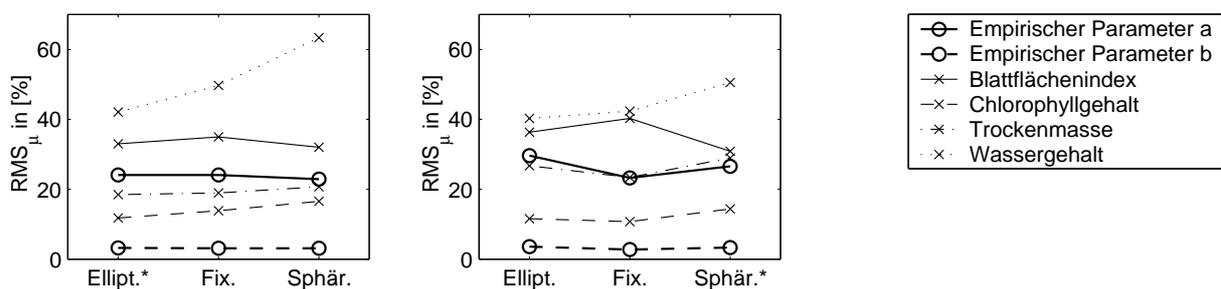


**Abbildung 3.16.**  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten bei variierendem Bodenreflexionsgrad. Links:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten, falls der richtige Bodentyp A (dunkler Boden) ist. Rechts:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten, falls der richtige Bodentyp C (heller Boden) ist.

### Fehler der Blattwinkelverteilung

Die Blattwinkelverteilung  $LAD$  gibt die relative Häufigkeit der Blätter für Blattwinkel  $z_{Blatt}$  von  $0^{\circ}$  (horizontal) bis  $90^{\circ}$  (vertikal) an. Zur Untersuchung, ob Fehler der Blattwinkelverteilung durch das lineare empirische Modell eliminiert werden können, werden synthetische Daten mit zwei verschiedenen Blattwinkelverteilungen generiert. Diese Daten werden anschließend mit drei verschiedenen Blattwinkelverteilungen invertiert. Getestet wurde die elliptische Verteilung, die sphärische Verteilung und die fixierte Blattwinkelverteilung (siehe auch Kapitel 2.1.1). Zur Berechnung der elliptischen Blattwinkelverteilung wurde ein mittlerer Blattwinkel von  $63^{\circ}$  und eine Standardabweichung von  $10^{\circ}$  angenommen. Auch bei der fixierten Blattwinkelverteilung wurde ein konstanter Blattwinkel von  $63^{\circ}$  angenommen.

Abbildung 3.17 zeigt die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter und empirischen Koeffizienten für die Inversion zweier synthetischer Datensätze, die einmal mit einer elliptischen Verteilung (links) und einmal mit einer sphärischen Verteilung (rechts) erzeugt wurden. An den mit \* gekennzeichneten Werten werden die synthetischen Daten mit der richtigen Blattwinkelverteilung invertiert. In allen Fällen zeigt sich, dass die Genauigkeiten bei variierender Blattwinkelverteilung annähernd konstant bleiben, d.h. die Blattwinkelverteilung kann auf einen beliebigen Standardwert gesetzt werden, da die entstandenen Fehler durch das empirische Modell weitgehend eliminiert werden können. Als Standardverteilung für Winterweizen kann somit eine elliptische Verteilung mit Mittelwert  $63^{\circ}$  oder eine fixierte Blattwinkelverteilung verwendet werden.



**Abbildung 3.17.**  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter und der empirischen Koeffizienten bei variierender Blattwinkelverteilung. Links:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten, falls eine elliptische Verteilung angenommen wird. Rechts:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten, falls eine sphärische Verteilung angenommen wird.

### 3.6.4 Vergleich von simultaner und getrennter Punkt-für-Punkt Schätzung

In diesem Kapitel werden die erreichten Genauigkeiten einer simultanen und einer getrennten Punkt-für-Punkt Ausgleichung miteinander verglichen. In der simultanen Ausgleichung werden die Vegetationsparameter aller Bodenkontroll- und Neupunkte sowie die empirischen Koeffizienten gleichzeitig in einer einzigen Ausgleichung geschätzt. Im Gegensatz dazu werden bei einer getrennten Punkt-für-Punkt Ausgleichung zuerst die empirischen Koeffizienten nur mit Hilfe der Bodenkontrollpunkte in einer vorgeschalteten Ausgleichung und anschließend die unbekanntenen Vegetationsparameter

jedes Neupunkts jeweils in einer eigenen Ausgleichung getrennt geschätzt. Für die Schätzung der Vegetationsparameter an den Neupunkten werden hier die vorher geschätzten empirischen Koeffizienten als zusätzliche Beobachtungen in die Ausgleichung eingeführt. Mit synthetisch erzeugten Daten wird im folgenden die Genauigkeitssteigerung einer simultanen gegenüber einer getrennten Punkt-für-Punkt Ausgleichung untersucht. Zuerst wird bei einer simultanen Ausgleichung eine Modellinversion mit standardmäßig erzeugten Daten durchgeführt und die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter berechnet. Für diese Untersuchung werden drei Bodenkontrollpunkte, 81 Neupunkte, heller Boden und Standardwerte für die empirischen Koeffizienten verwendet. Anschließend wurde die Modellinversion getrennt durchgeführt, Abbildung 3.18 zeigt erwartungsgemäß die deutlich höheren Genauigkeiten einer simultanen Ausgleichung, da die Neupunkte Einfluss auf die Schätzung der empirischen Koeffizienten haben und somit zur allgemeinen Genauigkeitssteigerung in einer simultanen Ausgleichung beitragen.

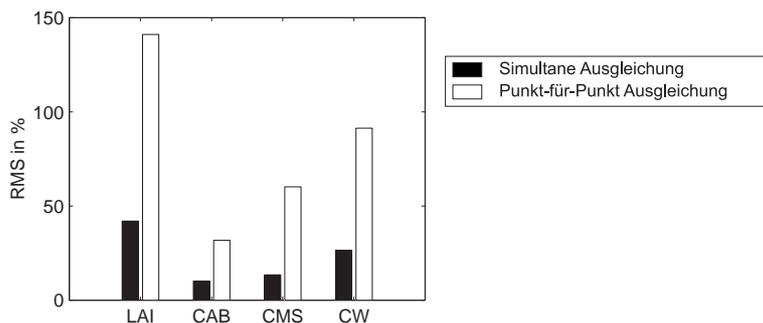


Abbildung 3.18. Vergleich der  $RMS$  Genauigkeiten der variablen Vegetationsparameter aus einer simultanen und einer Punkt-für-Punkt Ausgleichung.

### 3.7 Zusammenfassung

Ein neues semi-empirisches Verfahren zur Schätzung von vier Vegetationsparametern aus multispektralen Fernerkundungsdaten mit Hilfe physikalischer Modelle und eines empirischen Modells zur Anwendung in der Teilschlagbewirtschaftung wurde vorgestellt. Zur Schätzung von Vegetationsparametern wird der funktionale Zusammenhang zwischen Vegetationsparametern und Fernerkundungsdaten benötigt, der aus bereits bestehenden physikalischen Strahlungstransport-Modellen hergeleitet wird. Die Besonderheit dieses neuen semi-empirischen Verfahrens besteht in einer empirischen Anpassung der physikalischen Modelle unter Einbeziehung von Messungen an spektralen Passpunkten (=Bodenkontrollpunkte). Zur Anpassung der physikalischen Modelle wird ein lineares empirisches Modell eingesetzt, das die physikalisch modellierten Sensorgrauwerte mit Hilfe empirischer Koeffizienten in angepasste Sensorgrauwerte transformiert. Diese Anpassung ist fruchtartspezifisch und konstant für einen Datensatz.

	<i>Standardfälle</i>	<i>Wenig Bodenkontrollpunkte *</i>	<i>Nicht homogen verteilte Punkte **</i>	<i>Falscher Bodenreflexionsgrad ***</i>
Blattflächenindex	11 ... 42	38 ... 77 (32)	37 ... 41 (32)	44 ... 84 (24)
Chlorophyllgehalt	5 ... 18	10 ... 16 (9)	10 ... 14 (9)	23 ... 27 (11)
Spez. Trockenmasse	8 ... 98	13 ... 37 (11)	14 ... 29 (11)	30 ... 40 (13)
Spez. Wassergehalt	14 ... 91	30 ... 44 (28)	28 ... 38 (28)	65 ... 104 (31)

Alle Werte sind die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten in % bzgl. des Mittelwerts

\* Bei ein oder zwei BKP mit Vergleichswert für mehr als zwei BKP (in Klammern)

\*\* Bei nicht homogen verteilten Bodenkontroll- bzw. Neupunkte mit Vergleichswert bei homogener Verteilung (in Klammern)

\*\*\* Bei falschem Bodenreflexionsgrad mit Vergleichswert (in Klammern)

Tabelle 3.5. Überblick über die erreichten Genauigkeiten für verschiedene Konfigurationen.

Untersuchungen mit synthetischen Daten zeigen die mathematische und – mit Einschränkungen – die praktische Invertierbarkeit der Modelle für vier variable Vegetationsparameter bei allen getesteten Konfigurationen. Als Indikator für die Invertierbarkeit werden die Genauigkeiten der Vegetationsparameter und empirischen Koeffizienten herangezogen. Hohe Standardabweichungen bringen die Vegetationsparameter zum Verlassen des Definitionsbereichs und führen dazu, dass die betreffenden Punkte nicht konvergieren. Verschiedene Einflussfaktoren auf die erreichten Genauigkeiten wurden

untersucht, u.a. die Anzahl und spektrale Verteilung der Bodenkontroll- und Neupunkte und Fehler in den konstanten Eingabeparametern. Wegen der Vielzahl möglicher Konfigurationen wurden Modellinversionen beispielhaft nur für einzelne, möglichst realistische Einstellungen durchgeführt.

In Tabelle 3.5 sind die Ergebnisse der Simulationsrechnungen zusammenfassend für verschiedene getestete Konfigurationen dargestellt. Aufgelistet sind sowohl die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Standardfälle, der Konfigurationen mit nur einem oder zwei Bodenkontrollpunkten ( $N_{BKP} < 3$ ) als auch die Genauigkeiten bei einseitig verteilten Bodenkontroll- und Neupunkten sowie bei falschem Bodenreflexionsgrad. In Klammern ist zum Vergleich der Referenzwert der jeweils unverfälschten Konfiguration angegeben. Auffällig ist, dass sich die Genauigkeit des Chlorophyllgehalts robust gegenüber verfälschten Konfigurationen erweist, während v.a. ein abweichender Bodenreflexionsgrad die Genauigkeiten der anderen Vegetationsparameter stark herabsenkt.

## 4. Validierung des neuen Schätzverfahrens

In diesem Abschnitt wird die Validierung des neuen Schätzverfahrens mit realen Fernerkundungsdaten und Bodenmessungen durchgeführt. Die Validierung basiert auf Modellinversionen mit real gemessenen Datensätzen, die während zwei Befliegungs- und Bodenmesskampagnen in den Jahren 2000 und 2001 erfasst wurden. Die gemessenen Datensätze und die einzelnen Bearbeitungsschritte zur Durchführung der Modellinversion werden ausführlich beschrieben. Ziel der Validierung ist die Überprüfung der Ergebnisse aus Kapitel 3.6 mit realen Daten. Der Schwerpunkt der Validierung liegt in der Untersuchung der Invertierbarkeit, der Beurteilung der erreichten Genauigkeiten und die Überprüfung der Leistungsfähigkeit der empirischen Modellierung. Ein Vergleich der Ergebnisse mit verschiedenen Standardverfahren zeigt Stärken und Schwächen des neuen Verfahrens bzgl. Genauigkeit, Anwendbarkeit und Zuverlässigkeit.

### 4.1 Datengrundlagen

Für die Validierung des neuen Schätzverfahrens wurden verschiedene Daten erfasst, deren Eigenschaften in diesem Kapitel beschrieben werden. Die Validierung wurde in den Jahren 2000 und 2001 an Versuchsflächen mit Winterweizen im Testgebiet Scheyern durchgeführt. Zeitgleich zu einer Aufnahme der Versuchsflächen mit einem flugzeuggetragenen *Daedalus* Scanner wurden Bodenmesskampagnen durchgeführt. Im folgenden werden die Fernerkundungsdaten und die Bodenmesskampagnen detailliert beschrieben.

#### 4.1.1 Versuchsflächen

Das 150 Hektar große Versuchsgebiet der Benediktinerabtei Scheyern liegt inmitten des Tertiärhügellandes, ca. 40km nördlich von München und wird seit 1990 vom *FAM* (Forschungsverbund Agrarökosysteme München) verwaltet. Der *FAM* ist ein Forschungsverbund der Technischen Universität München, der *GSF* (Gesellschaft für Umwelt und Gesundheit) und der Universität Marburg als beteiligte Institutionen mit der Zielsetzung, die ökologischen Folgen zweier unterschiedlicher Bewirtschaftungssysteme zu untersuchen.



Abbildung 4.1. Karte des Versuchsgebiets Scheyern

Das hügelige Gelände des Versuchsgutes liegt zwischen 450m und 490m über dem Meeresspiegel. Eine große Anzahl verschiedener Bodentypen ist im Versuchsgebiet anzutreffen. Die Tongehalte schwanken zwischen 9% und 45%. Es dominieren Braunerden mit in der Regel geringmächtigen Lößlehm-Auflagen. Die Bodenzahlen<sup>1</sup> sind mittelmäßig bis gut. Bei Projektbeginn 1990 stellte das Versuchsgebiet einen Landschaftsausschnitt mit typischen Problemen einer intensiv genutzten Agrarlandschaft dar. Nach einer zweijährigen Bestandsaufnahme mit einheitlicher Nutzung wurde das Versuchsgelände im Herbst 1992 umgestaltet. Zwei Bewirtschaftungssysteme (zusammen 114 ha) und Parzellenversuchsflächen (38 ha) wurden eingerichtet. Abbildung 4.1 zeigt einen Überblick über das Versuchsgebiet. Auf dunkelgrauen Flächen wird eingeteilt in Schlägen integrierter und auf hellgrauen Flächen ökologischer Pflanzenbau betrieben. Die

<sup>1</sup>Ungefähres Maß für die Ertragsfähigkeit der Böden, das sich von der Bodenart, vom geologischen Alter und von der Zustandsstufe der Böden ableitet.

restlichen hellen Flächen sind Sukzessionsflächen oder Parzellenversuchsflächen. Die Flächen werden überwiegend als Grünland oder Ackerflächen genutzt. Angebaute Fruchtarten sind u.a. Kartoffeln, Sonnenblumen, Mais, Winterweizen und Winterroggen. Für die Validierung des Schätzverfahrens wurden ausschließlich Schläge mit Winterweizen im ökologischen Pflanzenbau getestet, da sich bei ökologischem Anbau deutlich heterogene Strukturen in den Schlägen herausbilden, die auf unterschiedliche Bodeneigenschaften zurückzuführen sind<sup>2</sup>. Im einzelnen wurden im Jahr 2000 der Schlag 14 und im Jahr 2001 die Schläge 4, 7 und 10 getestet. Eine wiederholte Validierung des Schätzverfahrens an einem einzelnen Schlag in den zwei Befliegungsjahren ist aufgrund der Fruchtfolge ausgeschlossen.

#### 4.1.2 Fernerkundungsdaten

Im Versuchsgebiet Scheyern werden seit Projektbeginn regelmäßige Befliegungen der Schläge mit einem flugzeuggetragenen *Daedalus* Multispektralscanner vom *DLR* (Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt) im Auftrag der *GSF* durchgeführt. Die Befliegungen liefern Datengrundlagen zur Gewinnung landwirtschaftlich relevanter Vegetations- und Bodenparameter aus Fernerkundungsdaten u.a. zur Unterstützung in der Teilschlagbewirtschaftung.

Datengrundlagen der Validierung sind die Befliegungen der Jahre 2000 und 2001. Die Befliegungszeitpunkte wurden so gewählt, dass sich in der Vegetation bereits heterogene Strukturen herausgebildet haben, die auf unterschiedliche Eigenschaften des Bodens zurückzuführen sind. Diese sind vom jeweiligen Entwicklungsstadium der Pflanzen abhängig, da unterschiedliche Wasserverfügbarkeit und Nährstoffzufuhr das Pflanzenwachstum erst in einem späteren Entwicklungsstadium beeinflussen. Voraussetzungen für die Ausbildung heterogener Strukturen sind ökologischer Pflanzenbau und gleichmäßige Bewirtschaftung des Schlages, da andernfalls Düngung oder teilschlagspezifische Behandlung der Pflanzen die heterogenen Strukturen der Vegetation beseitigen würden. Die Befliegungszeitpunkte waren der 28. Juni 2000 und der 27. Juni 2001. Trotz annähernd gleicher Befliegungszeitpunkte im Jahr ist die Entwicklung des Winterweizens im Jahre 2000 aufgrund günstiger Witterungsverhältnisse weiter fortgeschritten, d.h. der Anteil an seneszenten Pflanzenbestandteilen ist höher und die Ähren sind stärker gereift.

<i>Schlag</i>	<i>14</i>	<i>4</i>	<i>7</i>	<i>10</i>
Größe	<i>2.07 ha</i>	<i>2.35 ha</i>	<i>0.59 ha</i>	<i>2.67 ha</i>
Bodenart	Sand und Lehm	sandiger Lehm	Sand	Lehm
Bodenzahl	<i>49</i>	<i>43</i>	<i>39</i>	<i>56</i>
Hauptkultur	Winterweizen Sorte: Capo			
Beschreibung	Hang mit größerem Gefälle Richtung <i>NW</i>	Langgestreckt und meist flach	Klein mit Gefälle Richtung <i>O</i>	Schwach nach Süden geneigt
Anzahl Messpunkte	25	13	5	8
Davon Bodenkontrollpunkte	7	3	3	3
Massenpunkte	179	205	39	186
Befliegung	28. Juni 2000	27. Juni 2001: 1. Flugstreifen		27. Juni 2001: 2. Flugstreifen

**Tabelle 4.1.** Bewirtschaftungs- und Befliegungsdaten der Schläge

Die Befliegungen fanden jeweils zwischen 11 Uhr und 12 Uhr bei wolkenlosem Himmel statt. Aus der Flughöhe von ca. 400m über Grund, der Fluggeschwindigkeit und der Abtastfrequenz des *Daedalus* Sensors ergibt sich eine mittlere Bodenpixelgröße von 1.33m und eine Querabdeckung von ca. 1km eines einzelnen Flugstreifens. Aufgrund der geringen Querabdeckung konnten im Jahr 2001 die getesteten Schläge nicht mit einem Flugstreifen abgedeckt werden. Deshalb liegen die Schläge 4 und 7 in einem anderen Flugstreifen als Schlag 10 und müssen demnach getrennt voneinander ausgewertet werden. Die Flugstreifen wurden vom *DLR* unter Berücksichtigung des Reliefs bei einer mittleren Genauigkeit von zwei bis drei Pixeln georeferenziert. Für das gesamte Versuchsgebiet steht ein digitales Geländemodell mit einem Punktabstand von 5m zur Verfügung. Eine radiometrische Korrektur bzgl. weiter Scannwinkel wurde mittels eines empirischen Verfahrens (RICHTER 1991) durchgeführt. Bei dieser Korrektur wird der Effekt unterschiedlich großer Integrationsflächen eines Pixels in Abhängigkeit vom Blickwinkel des Sensors (der sog. Randaufhellung) weitgehend eliminiert. Gleichzeitig mit den Scanneraufnahmen wurden Luftbilder mit einer Reihenmesskamera vom Typ *RMK*

<sup>2</sup>Im Prinzip ist das neue Schätzverfahren auch auf Schläge mit integrierter Bewirtschaftung anwendbar.

Top A30/23 gemacht, die photogrammetrisch orientiert und zu digitalen Orthophotos weiterverarbeitet wurden. Die Orthophotos haben eine mittlere Bodenpixelgröße von 6cm bei einer mittleren Genauigkeit von ca. 25cm.

Tabelle 4.1 zeigt die wichtigsten Bewirtschaftungs- und Befliegungsdaten der getesteten Schläge.

### 4.1.3 Bodenmessungen

Zeitgleich zu den Befliegungen wurden Messungen einzelner Parameter an ausgewählten Punkten innerhalb der Schläge durchgeführt. Ziel der Bodenmesskampagnen war, möglichst viele konstante und variable Eingabeparameter der physikalischen Modelle vor Ort zu messen. Diese Messungen werden als Eingabe für die Modellinversionen mit realen Daten benötigt und werden auch dazu verwendet, die Schätzergebnisse mit den realen Messwerten zu vergleichen. Zur Durchführung der Messungen wurden verschiedene Punkte innerhalb der Schläge ausgewählt, die möglichst gleichmäßig alle heterogenen Strukturen innerhalb des Schlages abdecken und im näheren Umkreis ( $< 3m$ ) eine möglichst homogene Fläche aufweisen. Homogene Flächen sind erforderlich, da Pixel in einer  $5 \times 5$  Nachbarschaft zusammengefasst und gemittelt werden. Diese Vorgehensweise setzt konstante Parameterwerte innerhalb dieser Flächen voraus.

Die Messpunkte werden in Bodenkontroll- und Validierungspunkte eingeteilt. Grundsätzlich kann diese Einteilung willkürlich erfolgen, in den getesteten Schlägen wurden als Bodenkontrollpunkte jedoch meist Punkte gewählt, an denen mehrfache Messungen der Parameter vorgenommen worden sind. Validierungspunkte zählen bei der Modellinversion als Neupunkte, an denen zusätzlich die geschätzten Vegetationsparameter mit den gemessenen verglichen werden können. Insgesamt wurden im Schlag 14 (Jahr 2000) Messungen an 25 Punkten und in den Schlägen 4, 7 und 10 (Jahr 2001) Messungen an 26 Punkten durchgeführt. Von den Messpunkten wurden jeweils 7 bzw. 9 Punkte als Bodenkontrollpunkte ausgewählt; die restlichen Messpunkte sind Validierungspunkte.

Parameter	Invertierbarer Wertebereich	2000			2001		
		Gemessener Wertebereich	Genauigkeiten	Mittel	Gemessener Wertebereich	Genauigkeiten	Mittel
Blattflächenindex	0.50 ... 4.00	1.75 ... 4.23	0.29	2.99	0.98 ... 3.59	0.21	2.10
Spezifischer Wassergehalt in $g/cm^2$	0.010...0.070	0.0113 ... 0.085	0.011	0.046	0.029 ... 0.058	0.010	0.047
Spezifische Trockenmasse in $g/cm^2$	0.010...0.035	0.008 ... 0.053*	0.009	0.032	0.017 ... 0.035*	0.011	0.027
Chlorophyllgehalt in $\mu g/cm^2$	10 ... 50	qualitativ {15, 30}	5 (aus Literatur)	—	qualitativ {15,30}	5 (aus Literatur)	—
Totale Feuchtmasse in g	kein Eingabeparameter	245 ... 1130	115	680	134 ... 766	101	400.0
Totale Trockenmasse in g	kein Eingabeparameter	97 ... 444	49	276	41 ... 270	35	149.0
Mittlerer Blattwinkel	kein Eingabeparameter	32° ... 77°	12°	59.4°	39° ... 76°	11°	60.4°
Witterung	kein Eingabeparameter	klar und unbedeckt, Sichtweite > 100km			geringe höhere Bewölkung, Sichtweite < 100 km		
Blattwinkelverteilung	konstant	Elliptische Verteilung	—	—	Elliptische Verteilung	—	—
Bodenreflexion	konstant	qualitativ Bodentyp B	—	—	qualitativ Bodentyp B	—	—
Strukturparameter	konstant	2 (aus Literatur)	—	—	2 (aus Literatur)	—	—
Zeit	konstant	28.06.2000 ca. 11.15 Uhr	—	—	27.06.2001 ca. 11.45 Uhr	—	—

\* Größere systematische Abweichungen bei der spezifischen Trockenmasse

**Tabelle 4.2.** Überblick über die wichtigsten Ergebnisse der Bodenmesskampagnen in den Jahren 2000 und 2001

An den einzelnen Messpunkten wurden der Blattflächenindex, der mittlere Blattwinkel sowie die totale Feucht- und Trockenmasse nach den in Kapitel 2.1.3 beschriebenen Verfahren gemessen. Der spezifische Wassergehalt und die spezifische Trockenmasse sind abgeleitete Größen und werden aus den gemessenen Parametern Blattfläche, Feucht- und Trockenmasse berechnet. Weiterhin wurde der Chlorophyllgehalt aufgrund des visuellen Eindrucks in zwei Stufen (grün:  $30\mu g/cm^2$  und seneszent:  $15\mu g/cm^2$ ) an jedem Punkt abgeschätzt. Die Genauigkeitseigenschaften der Messungen der variablen Parameter wurden entweder durch Wiederholungsmessungen oder bei abgeleiteten Parametern durch Fehlerfortpflanzung berechnet. Die so ermittelten Genauigkeiten dienen auch als *a priori* Genauigkeiten bei der Aufstellung

des stochastischen Modells. Tabelle 4.2 gibt einen Überblick über die Ergebnisse der Bodenmesskampagnen in den Jahren 2000 und 2001 mit den gemessenen Wertebereichen, den mittleren Genauigkeiten der Einzelmessungen und den Mittelwerten aller gemessenen Vegetationsparameter. Ein Vergleich der gemessenen und invertierbaren Wertebereiche zeigt, dass die Modelle mit realen Daten invertierbar sind, da sich die Wertebereiche weitgehend überlappen.

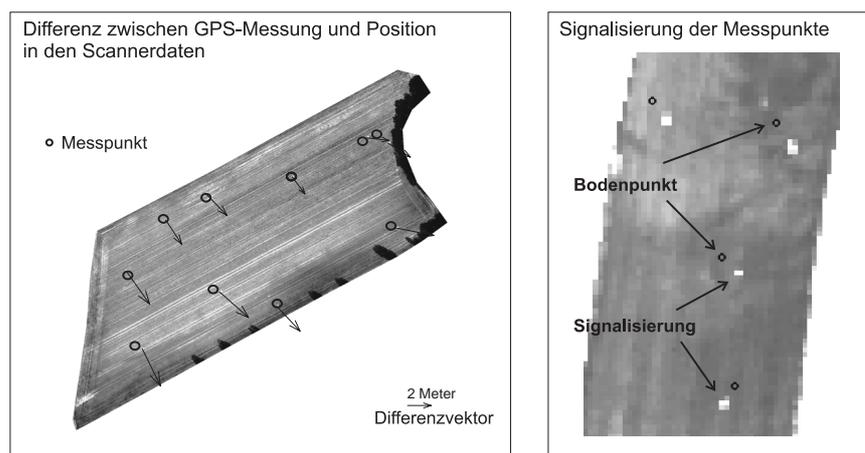
Zeitgleich zu den Befliegungen wurden auch die konstanten Parameter soweit möglich direkt gemessen oder abgeschätzt. Direkt gemessen wurden Zeit, Temperatur, Luftdruck und der Wassergehalt der Atmosphäre. Abgeschätzt wurden der Aerosolgehalt (aus der Sichtweite), der Ozongehalt, der Blattstrukturparameter und die Bodenreflexion. Aufgrund des vorherrschenden Bodentyps und der Zusammensetzung des Oberbodens wurde für die Bodenreflexion der Bodentyp *B* aus Abbildung 2.13 ausgewählt und bei allen Schlägen konstant belassen. Für den Strukturparameter wird der Wert 2 als Standardwert für Winterweizen und für die optische Dichte des Aerosols der Wert 0.2 verwendet. Die Parameter der Aufnahmegeometrie, Zenitdistanz und Azimut des Sensors, wurden aus der Flughöhe und der Flugrichtung abgeleitet. Weiterhin wurde eine horizontale Oberfläche bei der Berechnung der auftreffenden Globalstrahlung und des diffusen Anteils angenommen.

#### 4.1.4 Georeferenzierung

Die Bestimmung exakter Punktkoordinaten ist die Voraussetzung für eine eindeutige Zuordnung der Messpunkte zu den entsprechenden Pixeln in den Scannerdaten. Zwei Verfahren zur Bestimmung der Punktkoordinaten wurden bei den Bodenmesskampagnen getestet. Im Jahr 2000 wurden die Koordinaten der Messpunkte mit Hilfe von GPS-Messungen bestimmt, während im Jahr 2001 die Messpunkte durch eine Signalisierung in den Scannerdaten kenntlich gemacht wurden.

Der Nachteil bei einer Koordinierung der Punkte mit GPS ist, dass eine eindeutige Zuordnung der Punkte zu den Pixeln in den Scannerdaten aufgrund der ungenauen Georeferenzierung der Scannerdaten nicht möglich ist. Abbildung 4.2 zeigt links Differenzvektoren zwischen den GPS bestimmten Messpunkten und den entsprechenden Punkten in den georeferenzierten Scannerdaten. Um GPS Punkt und Scannerpunkt in Übereinstimmung zu bringen, wird eine Transformation der Scannerdaten (z. B. eine Affintransformation) durchgeführt, deren Transformationsparameter mit Hilfe identischer Punkte bestimmt werden. Die identischen Punkte können auch aus den Orthophotos entnommen werden, da Punkte in den Orthophotos und mit GPS gemessene Punkte die gleiche Genauigkeit haben. Für die Transformation der Scannerdaten werden identische Punkte benötigt, die sowohl in den Orthophotos als auch in den Scannerdaten identifizierbar sind, z. B. Messplatten, Ackerränder und Wegkreuzungen.

Abbildung 4.2 zeigt rechts die Signalisierung der Messpunkte durch versetzte, helle Bodenplatten, deren relative Position bzgl. des Messpunkts bekannt sein muss. Vorteil einer Signalisierung ist die direkte Identifikation der Messpunkte in den Scannerdaten jedoch mit der Gefahr von Überblendeffekten der Bodenplatten auf benachbarte Pixel. Aus diesem Grund wurden die Bodenplatten mit möglichst großen Abstand ( $> 3m$ ) zum wahren Messpunkt versetzt.



**Abbildung 4.2.** Links: Differenzen zwischen GPS-bestimmten Punkten und den entsprechenden Punkten in den Scannerdaten. Rechts: Signalisierung von Messpunkten

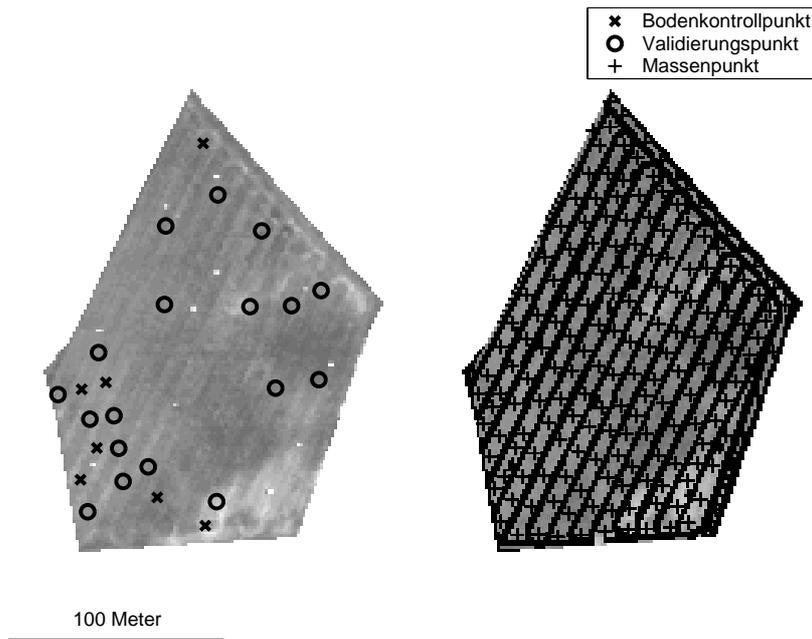
## 4.2 Schätzung der Vegetationsparameter mit realen Daten

In den nachfolgenden Kapiteln werden Modellinversionen mit realen *Daedalus* Scannerdaten durchgeführt. Ziel ist die Erstellung von Karten mit variablen Vegetationsparametern. Dies wurde beispielhaft an den getesteten Schlägen für eine bestimmte Konfiguration durchgeführt. Die notwendigen Bearbeitungsschritte und Ergebnisse der einzelnen Modellinversionen werden im folgenden erläutert.

### 4.2.1 Vorverarbeitung

Verschiedene vorbereitende Bearbeitungsschritte sind zur Modellinversion mit realen Daten erforderlich. Zuerst werden Massenpunkte ausgewählt, die als Neupunkte in die Modellinversion eingeführt werden, um die Vegetationsparameter an jeder beliebigen Position innerhalb des Schlages schätzen zu können. An diesen Massenpunkten sind keine Messungen der variablen Vegetationsparameter vorgenommen worden. Um lange Rechenzeiten zu vermeiden, kann nur eine begrenzte Auswahl aller Pixel eines Schlages als Massenpunkte verwendet werden. Verschiedene Kriterien bei der Wahl der Neupunkte müssen dabei beachtet werden (siehe auch Kapitel 5.3.1 und 5.3.2). In diesen Beispielen erfolgte die Auswahl der Massenpunkte entweder mit Hilfe eines  $10 \times 10$  Pixel großen Gitters oder visuell. Dabei ist beachtet worden, dass die Massenpunkte nicht in einem Gebiet mit Störungen der Hauptfrucht liegen. Pixel mit Störungen der Hauptfrucht, z. B. bei Fahrspuren, in Wendebereichen, bei Unkraut, Krankheiten oder Insektenbefall, müssen von der Modellinversion ausgeschlossen werden, da eine Schätzung der Vegetationsparameter in diesen Regionen zu falschen Ergebnissen führen kann. Die Identifikation und Extraktion gestörter Pixel wird im Anhang A.5 ausführlich behandelt. Vor der Modellinversion wurden die Scannerdaten mit einem Mittelwertfilter der Größe  $5 \times 5$  geglättet, um die Genauigkeit der Sensorgrauwerte zu erhöhen (siehe auch Kapitel 3.5.2). Die Glättung der Daten impliziert, dass sich die Vegetationsparameter in dem  $5 \times 5$  großem Gebiet nicht ändern dürfen, d.h. die ausgewählten Mess- und Massenpunkte sollten repräsentativ für eine homogene Fläche dieser Größe sein.

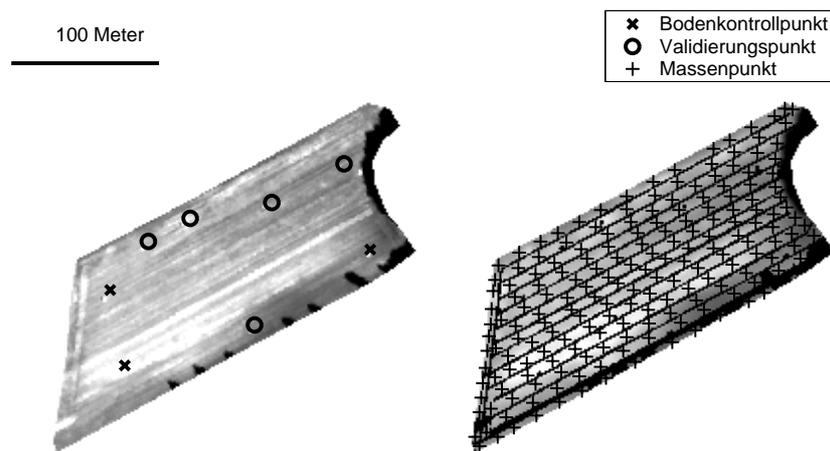
Abbildungen 4.4, 4.5 und 4.3 zeigen die räumliche Verteilung der Bodenkontroll-, Validierungs- und Massenpunkte in den getesteten Schlägen. Der linke Teil der Abbildungen zeigt die räumliche Verteilung der Bodenkontroll- und Validierungspunkte mit den unverarbeiteten *Daedalus* Scannerdaten (Kanal 3) im Hintergrund. Im rechten Teil sind die Massenpunkte, die geglätteten Scannerdaten und die Störungen (schwarze Bereiche) dargestellt. In den Schlägen 4, 7, 10 und 14 sind insgesamt 244, 186 bzw. 179 Massenpunkte selektiert worden, die als Neupunkte der Modellinversionen verwendet werden.



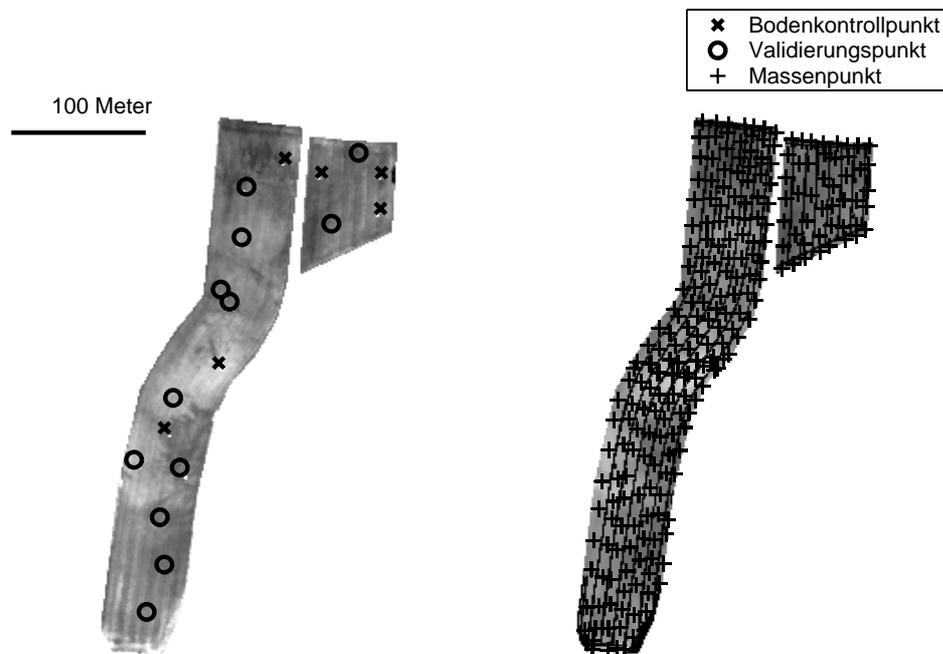
**Abbildung 4.3.** *Daedalus* Scannerdaten vom 28. Juni 2000 und Bodenmesspunkte im Schlag 14 als Datengrundlage für die Modellinversion. Links: Verteilung der Bodenkontroll- und Validierungspunkte. Rechts: Verteilung der Massenpunkte im geglätteten Scannerbild mit Störungen (schwarze Bereiche).

### 4.2.2 Durchführung der Modellinversion

Nach den vorbereitenden Arbeitsschritten werden Modellinversionen getrennt nach Datensätzen mit den in Kapitel 3.5 beschriebenen Verfahren durchgeführt. Als Eingabeparameter für die Modellinversion werden Werte für die konstanten Parameter, Messwerte an den Bodenkontrollpunkten, Näherungswerte der Unbekannten und die gemessenen Sensorgrauwerte an allen Punkten benötigt. Die Werte für die konstanten Parameter sind entsprechend den Messungen (siehe Kapitel 4.1.3) gewählt worden. Näherungswerte werden mit den in Kapitel 3.5.2 beschriebenen Verfahren bestimmt. Zur Modellinversion werden in den Schlägen 4 und 7 von den sechs möglichen exemplarisch drei Bodenkontrollpunkte, im Schlag 10 von den drei möglichen exemplarisch zwei Bodenkontrollpunkte und im Schlag 14 von den sieben möglichen exemplarisch drei Bodenkontrollpunkte gewählt. Die Auswahl der Bodenkontrollpunkte erfolgt dabei nach den Kriterien



**Abbildung 4.4.** *Daedalus* Scannerdaten vom 27. Juni 2001 und Bodenmesspunkte im Schlag 10 als Datengrundlage für die Modellinversion. Links: Verteilung der Bodenkontroll- und Validierungspunkte. Rechts: Verteilung der Massenpunkte im geglätteten Scannerbild mit Störungen (schwarze Bereiche).



**Abbildung 4.5.** *Daedalus* Scannerdaten vom 27. Juni 2001 und Bodenmesspunkte in den Schlägen 4 und 7 als Datengrundlage für die Modellinversion. Links: Verteilung der Bodenkontroll- und Validierungspunkte. Rechts: Verteilung der Massenpunkte im geglätteten Scannerbild mit Störungen (schwarze Bereiche).

aus Kapitel 5.2. Anhand dieser Datengrundlage werden Modellinversionen mittels einer simultanen Ausgleichung durchgeführt. Nach der Modellinversion werden zur Erstellung von hochauflösenden flächenhaften Karten die geschätzten Vegetationsparameter Pixel für Pixel durch bilineare Interpolation an den Massenpunkten berechnet. Abbildungen 4.7 und 4.6 zeigen Karten mit den geschätzten Vegetationsparametern in den Schlägen 4, 7 und 14 als Endergebnisse der Modellinversion. Diese Karten dienen als Datengrundlagen für weitere Anwendungen in der Teilschlagbewirtschaftung und den Bodenwissenschaften (siehe Kapitel 5.4).

### 4.3 Überprüfung der Zuverlässigkeit des neuen Schätzverfahrens

Im folgenden wird die Zuverlässigkeit der Modellinversion anhand der Validierungspunkte überprüft. Als Bewertungsgrundlage der Zuverlässigkeit werden die empirischen und theoretischen Genauigkeiten an den Validierungspunkten herangezogen. Die empirischen Genauigkeiten berechnen sich aus der Differenz zwischen geschätzten und gemessenen Vegetationsparametern an den Validierungspunkten, während die theoretischen Genauigkeiten die geschätzten Stan-

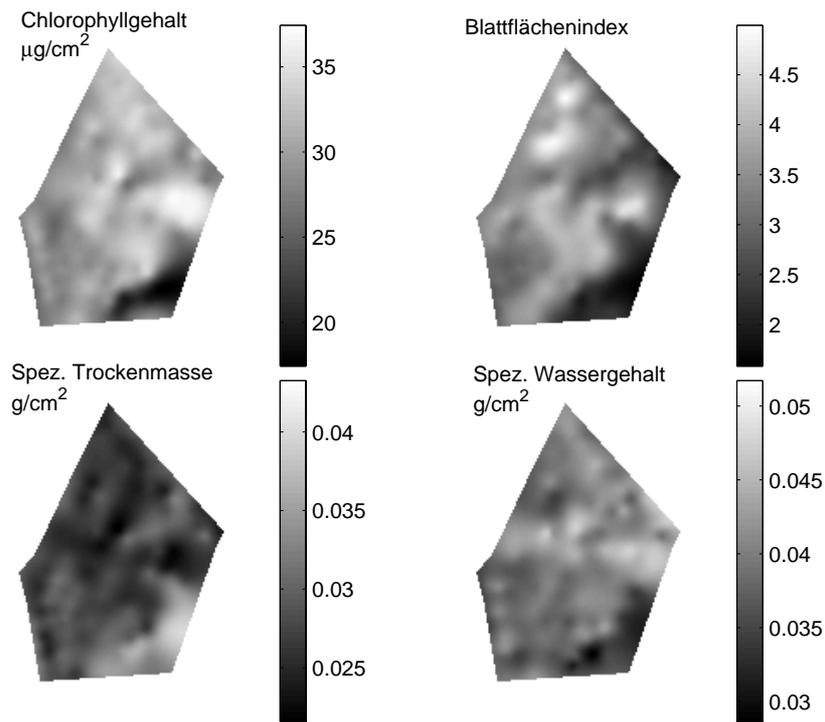


Abbildung 4.6. Karten mit den geschätzten Vegetationsparametern im Schlag 14

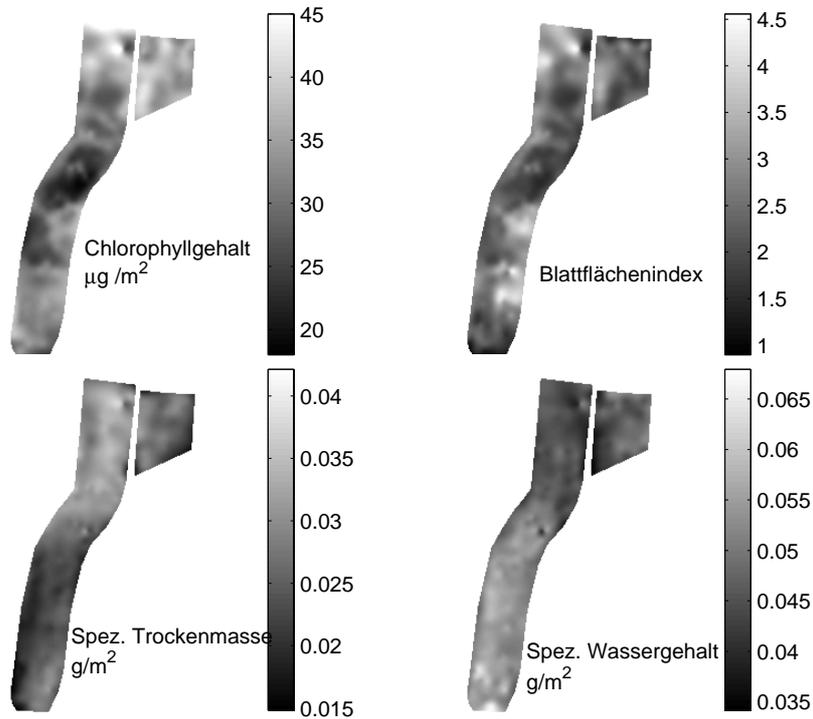
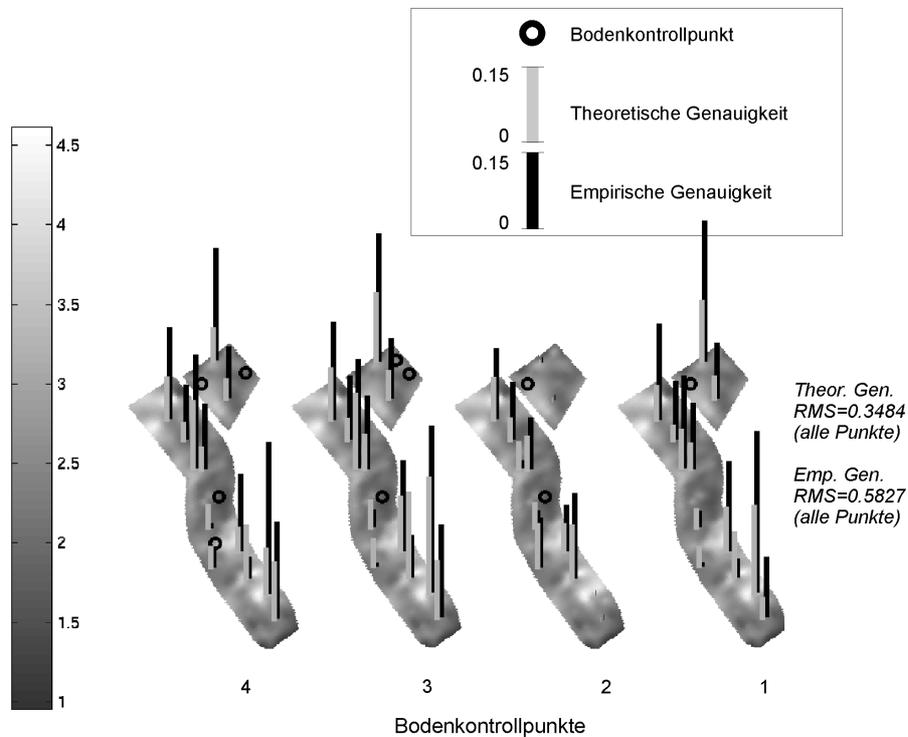


Abbildung 4.7. Karten mit den geschätzten Vegetationsparametern in den Schlägen 4 und 7

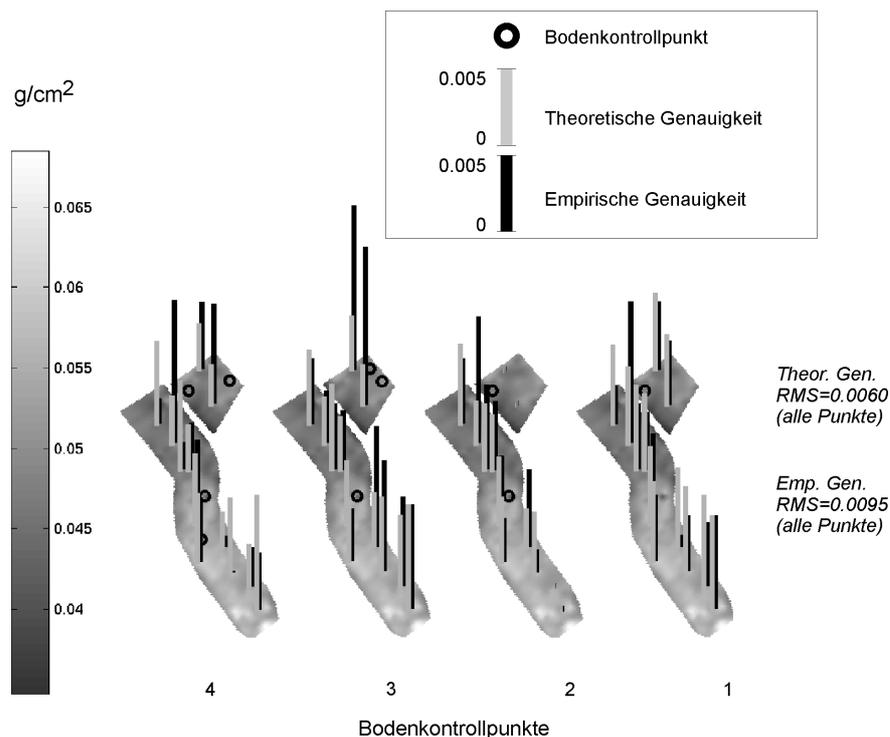
Abweichungen der Vegetationsparameter sind. In einem ersten Schritt werden die empirischen und theoretischen Genauigkeiten für einzelne Modellinversionen miteinander verglichen und anschließend wird deren Abhängigkeit von der Anzahl der Bodenkontrollpunkte untersucht. Durch Variation einzelner konstanter Parameter wird die Leistungsfähigkeit des empirischen Modells bei der Elimination von Fehlereinflüssen nachgewiesen. Ein Vergleich physikalisch modellierter und gemessener Sensorgrauwerte zeigt die Notwendigkeit einer empirischen Anpassung der physikalischen Modelle und überprüft die Linearität des verwendeten empirischen Modells. Ein Überblick über die Ergebnisse ist in Kapitel 4.3.5 (Tabelle 4.3) zu finden.

### 4.3.1 Untersuchung der Genauigkeiten

In diesem Kapitel werden die Schätzergebnisse mit realen Daten anhand eines Vergleichs empirischer und theoretischer Genauigkeiten überprüft. Bei Übereinstimmung der beiden Genauigkeiten kann von einer zuverlässigen Modellinversion ausgegangen werden, da in diesem Fall die geschätzten Vegetationsparameter im Rahmen der Schätzgenauigkeit den gemessenen Vegetationsparametern entsprechen.



**Abbildung 4.8.** Vergleich zwischen empirischen und theoretischen Genauigkeiten des Blattflächenindex an den Validierungspunkten für verschiedene Bodenkontrollpunkt-Kombinationen in den Schlägen 4 und 7 (Jahr 2001).



**Abbildung 4.9.** Vergleich zwischen empirischen und theoretischen Genauigkeiten des spezifischen Wassergehalts an den Validierungspunkten für verschiedene Bodenkontrollpunkt-Kombinationen in den Schlägen 4 und 7 (Jahr 2001).

Dieser Vergleich wurde für die Schätzergebnisse verschiedener Modellinversionen mit unterschiedlichen Bodenkontrollpunkt-Kombinationen für alle Vegetationsparameter ausgenommen vom Chlorophyllgehalt vorgenommen. Eine Überprüfung des geschätzten Chlorophyllgehalts wurde nicht durchgeführt, da keine Messungen des Chlorophyllgehalts vorliegen. Die empirische Genauigkeit des Chlorophyllgehalts wird gegebenenfalls durch die theoretische Genauigkeit ersetzt.

In den Abbildungen 4.8 bzw. 4.9 werden die theoretischen und empirischen Genauigkeiten einzelner Vegetationsparameter für verschiedene Bodenkontrollpunkt-Kombinationen beispielhaft an den Schlägen 4 und 7 grafisch dargestellt. Es zeigt sich, dass sich die empirischen und theoretischen Genauigkeiten nicht signifikant unterscheiden. Tendenziell sind die empirischen Differenzen etwas größer als die theoretischen Standardabweichungen, da bei den empirischen Genauigkeiten zusätzlich die Ungenauigkeiten der Bodenmessungen hinzukommen. Generell wurde keine signifikante Änderung des Genauigkeitsniveaus bei Veränderung der Bodenkontrollpunkt-Kombination festgestellt. Einfluss auf die Genauigkeiten hat erwartungsgemäß die Lage des Punktes im Schlag, da die Genauigkeiten der Vegetationsparameter von der Lage im Parameterraum abhängen. Ähnliche Ergebnisse werden auch in den anderen Schlägen erzielt (nicht abgebildet).

### 4.3.2 Überprüfung der Linearität des empirischen Modells

Zur Überprüfung der Linearität des empirischen Modells werden die physikalisch modellierten Grauwerte  $g_{pmod}^i$  mit den real gemessenen Grauwerten  $g_{gem}^i$  an allen Messpunkten verglichen. Zur Berechnung der physikalisch modellierten Grauwerte werden die Bodenmessungen aller konstanten und variablen Eingabeparameter verwendet (siehe Kapitel 4.1.3). Bei exakter Modellierung und exakter Messung aller Eingabeparameter würden die physikalisch modellierten Grauwerte den gemessenen Grauwerten entsprechen<sup>3</sup>. In diesem Fall müssten alle Messpunkte auf einer Linie durch den Ursprung ( $a^i = 0$ ) mit Steigung ( $b^i = 1$ ) liegen, wenn die physikalisch modellierten Grauwerte auf der x-Achse und die gemessenen Grauwerte auf der y-Achse eines Koordinatensystems für jeden Kanal aufgetragen werden. Eine empirische Anpassung der physikalisch modellierten Grauwerte  $g_{pmod}^i$  ist dann nicht mehr notwendig. In der Realität unterscheiden sich aufgrund verschiedener Fehlereinflüsse (siehe Kapitel 3.3) die Grauwerte. Im Idealfall eines linearen empirischen Modells sind die Grauwerte durch einen linearen Zusammenhang verknüpft und müssten somit auf einer beliebigen Gerade liegen. Nur in diesem Fall könnten die verschiedenen Fehlereinflüsse durch lineare empirische Anpassung vollständig eliminiert werden. Mit einer Korrelationsanalyse wird im folgenden der tatsächliche Grad der Linearität des empirischen Modells überprüft.

Abbildungen 4.10 bzw. 4.11 zeigen den Vergleich der physikalisch modellierten Grauwerte und der gemessenen Grauwerte an allen Messpunkten getrennt nach den Befliegungs- und Messdatensätzen (Schlag 14 bzw. Schlag 4 und 7). Zur Überprüfung der Linearität des empirischen Modells wird eine Korrelationsanalyse durchgeführt. Als Bewertungsgrundlage wird das Bestimmtheitsmaß  $r^2$  herangezogen, das dem Quadrat des linearen Korrelationskoeffizienten  $\rho_{xy}$  entspricht. Es gibt den Anteil der Gesamtstreuung einer Variablen  $y$  an, der sich aufgrund eines linearen Zusammenhangs aus der Streuung von  $x$  erklären lässt. Dieses Bestimmtheitsmaß wurde für alle Kanäle des *Daedalus* Sensors unter Verwendung der physikalisch modellierten und gemessenen Grauwerten berechnet und auf Signifikanz überprüft. Erst bei einem signifikanten Bestimmtheitsmaß (Signifikanzniveau 5%) kann von einem linearen Zusammenhang ausgegangen werden (SACHS 1972).

Die Korrelationsanalyse zeigt, dass der Datensatz vom Jahr 2000 deutlich höhere Bestimmtheitsmaße aufweist, als der Datensatz vom Jahr 2001. Ein Grund dafür ist der größere Umfang der Grauwerte im Jahr 2000. In diesem Jahr war die Reifung des Winterweizens bereits weiter fortgeschritten, und es konnten sich deshalb starke heterogene Strukturen ausbilden. Tendenziell zeigt sich, dass das lineare empirische Modell in den Kanälen an der roten Kante und im Infraroten (Kanäle 6 bis 8) entweder nicht signifikant ist oder durch negative Korrelationskoeffizienten bestimmt wird. Negative Werte bedeuten eine Modelumkehr in diesen Kanälen, d.h. aus den physikalischen Modellen berechnet sich ein zu den Messungen entgegengesetzter Trend, der sich physikalisch nicht begründen lässt. Generell lässt sich das schlechte Ergebnis bei den Kanälen 6 bis 8 durch verschiedene Modellfehler erklären. Einerseits wird die rote Kante durch das *PROSPECT* Modell bei vorhandener seneszenten Vegetation nur unzureichend modelliert, d.h. durch Seneszenz verursachte Variationen im Kanal 6 werden nicht modelliert. Andererseits ist in diesen Wellenlängenbereichen der Bodenreflexionsgrad ein kritischer Parameter, der großen Einfluss auf die Linearität hat (siehe Kapitel 3.6.1). Die lediglich qualitative Abschätzung des Bodenreflexionsgrades in den Bodenmesskampagnen hat u.U. diese niedrigen Korrelationen verursacht. Zusätzlich ist der Strahlungsanteil, der den Boden erreicht, im Infraroten wegen der hohen Transmissivität der Blätter sehr hoch. Dies führt dazu, dass der Einfluss der Bodenreflexion auf die Sensorgrauwerte in diesen Wellenlängenbereichen zusätzlich erhöht ist. Deshalb kann auch eine fälschlicherweise konstant gehaltene Bodenreflexion die niedrigen Korrelationen mit verursachen, da konstante Bodenreflexionen in heterogenen Schlägen nicht der Wirklichkeit entsprechen.

Höhere Bestimmtheitsmaße treten in den Kanälen 9 und 10 im *MIR* Bereich auf. Dieser Bereich wird v.a. vom Wassergehalt der Vegetation beeinflusst, der zuverlässig von den physikalischen Modellen modelliert wird. Auch die

<sup>3</sup>Im Rahmen der Messgenauigkeit des Sensors und der Bodenmessungen

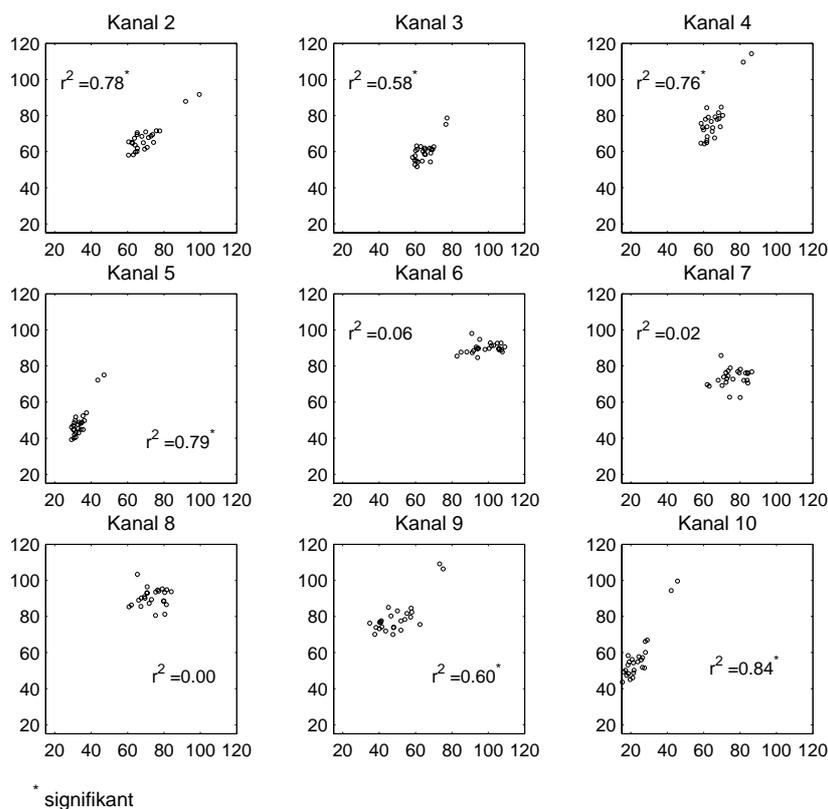


Abbildung 4.10. Vergleich von physikalisch modellierten Grauwerten (x-Achse) und gemessenen Grauwerten (y-Achse) für die neun Kanäle des *Daedalus* Scanners im Schlag 14 (Jahr 2000).

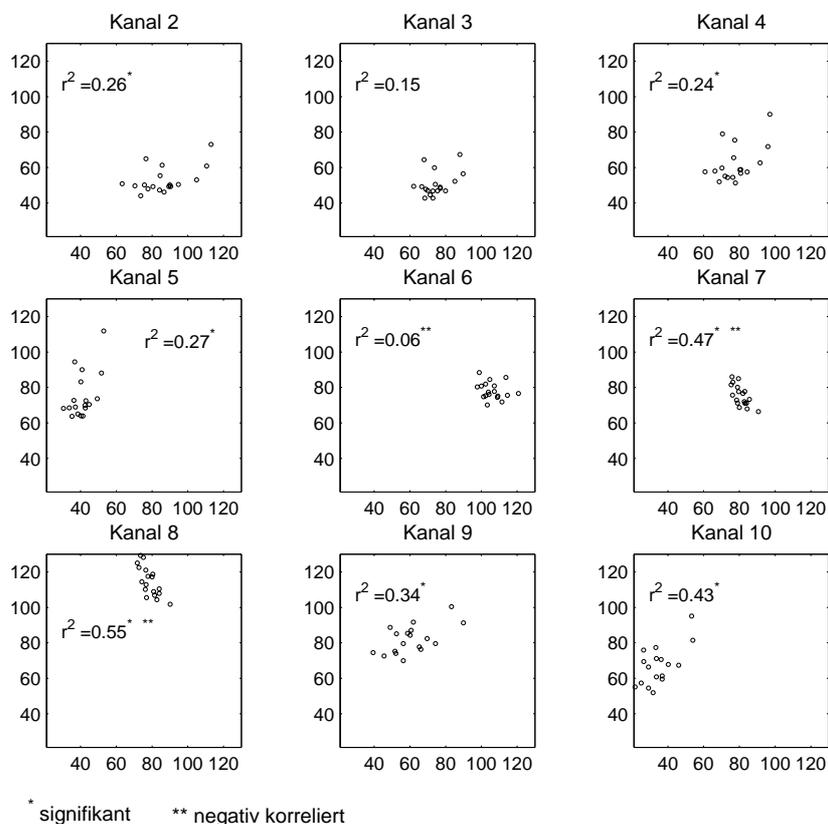
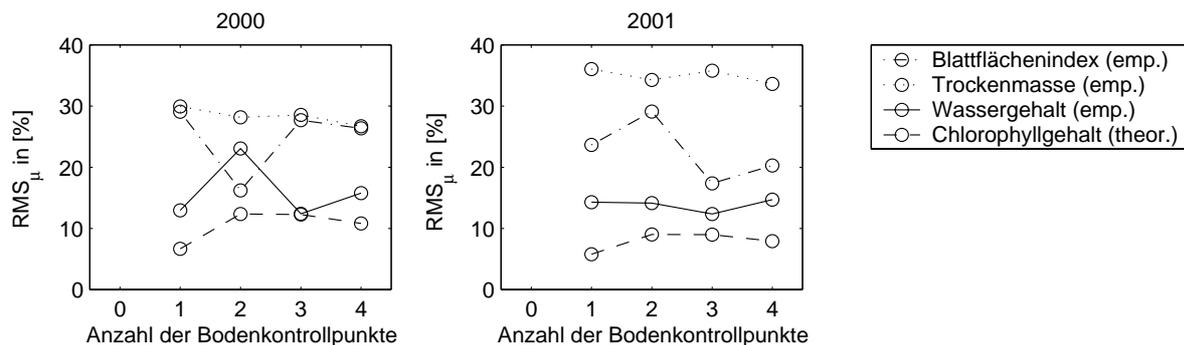


Abbildung 4.11. Vergleich von physikalisch modellierten Grauwerten (x-Achse) und gemessenen Grauwerten (y-Achse) für die neun Kanäle des *Daedalus* Scanners in den Schlägen 4 und 7 (Jahr 2001 ohne Schlag 10).

Kanäle 2 bis 5 im VIS Bereich, die v.a. vom Chlorophyllgehalt beeinflusst werden, werden zuverlässig modelliert. Die Bestimmtheitsmaße in diesen Kanälen sind teilweise jedoch niedrig, da eine qualitative visuelle Abschätzung des Chlorophyllgehalts eine exakte Bestimmung nicht ersetzen kann.

### 4.3.3 Einfluss der Bodenkontrollpunkte

Im Folgenden wird der Einfluss der Punktzahl auf die Genauigkeiten der variablen Vegetationsparameter untersucht. Nach den Ergebnissen der Simulationsrechnungen (siehe Kapitel 3.6.2) hat die Anzahl der Bodenkontrollpunkte geringen Einfluss auf die Genauigkeiten der Vegetationsparameter, falls mindestens zwei Bodenkontrollpunkte verwendet werden. Zur Überprüfung dieses Einflusses werden Modellinversionen mit verschiedenen Bodenkontrollpunkt-Kombinationen unter Verwendung der beiden Datensätze vom Jahr 2000 (Schlag 14) bzw. Jahr 2001 (Schläge 4 und 7) durchgeführt. Die Auswahl der Bodenkontrollpunkte erfolgt dabei wieder nach den Kriterien in Kapitel 5.2.



**Abbildung 4.12.** Beziehung zwischen der Anzahl an Bodenkontrollpunkten und den  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der geschätzten Vegetationsparameter für die Kampagnen in den Jahren 2000 und 2001.

Abbildung 4.12 zeigt die Beziehung zwischen der Anzahl von Bodenkontrollpunkten und den empirischen bzw. theoretischen Genauigkeiten der Vegetationsparameter bei beiden Datensätzen. Zur Darstellung dieser Beziehung wurden die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten aus den empirischen und theoretischen Genauigkeiten der Vegetationsparameter an den Validierungspunkten getrennt nach der Anzahl der Bodenkontrollpunkte berechnet. Die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten werden als prozentualer Anteil bzgl. eines mittleren Werts angegeben (siehe auch Kapitel 3.6.1). Die Ergebnisse zeigen, dass die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der jeweiligen Vegetationsparameter weitgehend unabhängig von der Anzahl der Bodenkontrollpunkte sind. Falls kein Bodenkontrollpunkt verwendet wird, schlägt die Modellinversion trotz mathematischer Invertierbarkeit fehl, da ohne Bodenkontrollpunkte keine empirische Anpassung der physikalischen Modelle stattfindet. In diesem Fall verlässt ein Großteil der Vegetationsparameter den Definitionsbereich.

Insgesamt hat die Qualität der Bodenmessungen an den Bodenkontrollpunkten großen Einfluss auf die Schätzergebnisse. Dies hat zur Folge, dass die Wahl der Bodenkontrollpunkte und die Messungen sehr sorgfältig vorgenommen werden sollten, da Fehler in den Bodenkontrollpunkten nicht aufgedeckt werden können.

### 4.3.4 Einfluss konstanter Parameter

In diesem Kapitel wird der Einfluss der konstanten Parameter auf die empirischen und theoretischen Genauigkeiten der variablen Vegetationsparameter und damit die Leistungsfähigkeit des empirischen Modells untersucht. Nach den Ergebnissen der Simulationsrechnungen werden alle Fehler in den konstanten Parameter bis auf den Bodenreflexionsgrad durch das empirische Modell eliminiert (siehe Kapitel 3.6.3). Dies hat zur Folge, dass von allen konstanten Parametern einzig der Bodenreflexionsgrad näherungsweise bekannt sein muss.

In den folgenden Untersuchungen werden für eine bestimmte Konfiguration mit drei Bodenkontrollpunkten Modellinversionen mit variierenden konstanten Parametern durchgeführt, um die Ergebnisse der Simulationsrechnungen zu bestätigen. Als Datengrundlage dienen die Datensätze vom Jahr 2000 (Schlag 14) bzw. Jahr 2001 (Schläge 4 und 7). Indikatoren der Leistungsfähigkeit des empirischen Modells sind die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter, die aus den empirischen bzw. theoretischen Genauigkeiten der Vegetationsparameter an den Validierungspunkten berechnet wurden.

Abbildungen 4.13, 4.14 und 4.15 zeigen die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter bei Variation des Blattstrukturparameters, der Blattwinkelverteilung und des Bodenreflexionsgrades. Die Variation der konstanten Parameter wurden entsprechend den Simulationsrechnungen 3.6.3 durchgeführt. Der Blattstrukturparameter variiert zwischen 1 und 3, für die Blattwinkelverteilung werden drei verschiedene Verteilungsarten (elliptisch, sphärisch, fixiert) verwendet und der Bodenreflexionsgrad wird entsprechend den fünf Bodentypen A bis E (siehe Abbildung 2.13) gewählt.

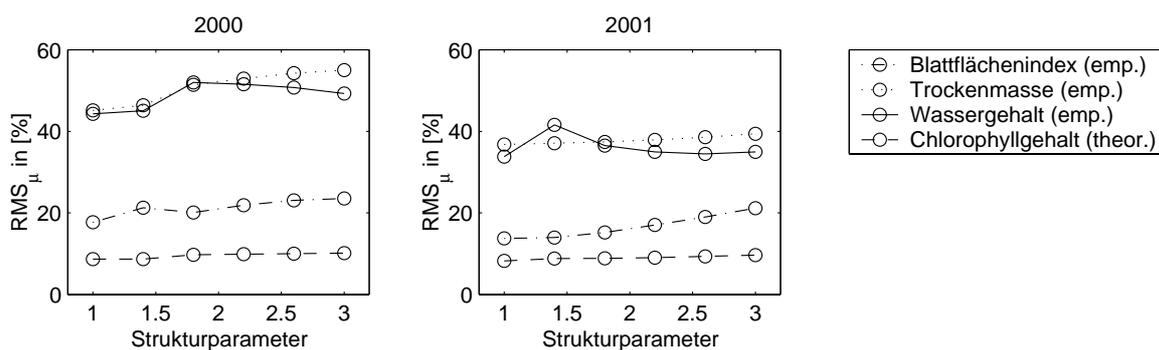


Abbildung 4.13.  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter bei variierendem Strukturparameter bei den Datensätzen aus den Jahren 2000 und 2001.

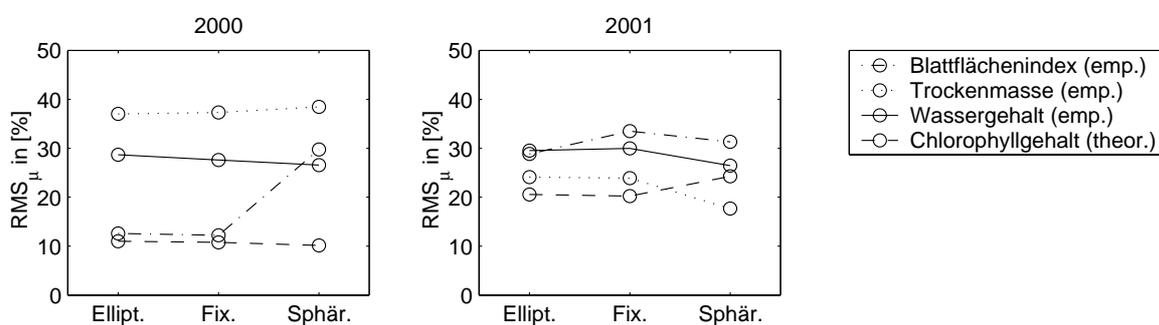


Abbildung 4.14.  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter bei variierender Blattwinkelverteilung bei den Datensätzen aus den Jahren 2000 und 2001.

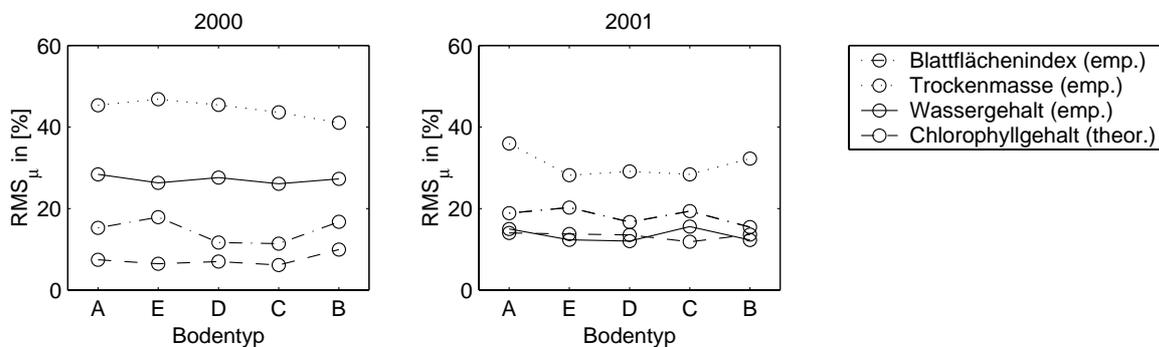


Abbildung 4.15.  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der Vegetationsparameter bei variierendem Bodenreflexionsgrad bei den Datensätzen aus den Jahren 2000 und 2001.

Die Ergebnisse der Simulationsrechnungen aus Kapitel 3.6.3 werden mit dieser Untersuchung bestätigt. Alle konstanten Parameter bis auf den Bodenreflexionsgrad können zur Modellinversion auf beliebige Standardwerte gesetzt werden. Eine Variation der Blattwinkelverteilung und des Strukturparameters hat allenfalls geringen Einfluss auf die empirischen und theoretischen Genauigkeiten der Vegetationsparameter. Bei Veränderung des Bodenreflexionsgrades werden abweichend von den Ergebnissen der Simulationsrechnungen mit realen Daten höhere Genauigkeiten erzielt, jedoch steigt bei bestimmten Bodenreflexionsgraden die Anzahl an nicht-konvergierenden Punkten an. Beste Ergebnisse werden hier bei Verwendung der Bodenreflexion von Bodentyp *B* erzielt.

### 4.3.5 Zusammenstellung der Ergebnisse

Ein Vergleich der Ergebnisse mit synthetischen und realen Daten bestätigt die Leistungsfähigkeit des neuen Schätzverfahrens (siehe Tabelle 4.3). So zeigt ein Vergleich der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten von realen und synthetischen Schätzergebnissen weitgehende Übereinstimmung bei allen Vegetationsparametern. Außerdem ist ersichtlich, dass alle erzielten  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten bei realen Daten besser als 60% sind, da bei den realen Datensätzen keine ungünstigen Konfigurationen, wie dunkler Boden und kleine Skalierungskoeffizienten, aufgetreten sind. Ein Vergleich der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten mit den Standardabweichungen der Bodenmessungen zeigt auch hier weitgehende Übereinstimmung der Genauigkeiten. Entscheidend für die Beurteilung des neuen Schätzverfahrens ist, dass mit den Messverfahren am Boden keine höheren Genauigkeiten als mit dem neuen Schätzverfahren erzielt werden können. Das bedeutet auch, dass das neue Schätzverfahren die Anforderungen der Landwirtschaft bzgl. der Genauigkeit der Vegetationskarten erfüllt, da die Genauigkeit der Messverfahren am Boden erreicht wird.

	<i>Genauigkeiten<sup>I</sup> aus Simulationsrechnungen</i>	<i>Genauigkeiten<sup>I</sup> mit realen Daten (Standardfall<sup>*</sup>)</i>	<i>Genauigkeiten<sup>II</sup> der Bodenmessungen</i>
Blattflächenindex	11 ... 42	15 ... 31	0 ... 27
Chlorophyllgehalt	5 ... 18	9 ... 25	16**
Spez. Trockenmasse	8 ... 98	28 ... 52	4 ... 60
Spez. Wassergehalt	14 ... 91	14 ... 55	3 ... 75
Offsetparameter	16 ... 42	5 ... 16	
Skalierungsparameter	3 ... 7	10 ... 20	
Anteil nicht konverg. Punkte	< 5%	< 5%	

**I** Spanne von  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten in % bzgl. des Mittelwerts

**II** Spanne von Standardabweichungen in % bzgl. des Mittelwerts aus Wiederholungsmessungen

\* Ergebnisse verschiedener Datensätze mit jeweils mindestens drei Bodenkontrollpunkten (gemittelt über alle Validierungspunkte)

\*\* Aus der Literatur

**Tabelle 4.3.** Überblick über die erreichten Genauigkeiten mit realen und synthetischen Datensätzen.

## 4.4 Vergleich mit Standardverfahren

In den nachfolgenden Kapiteln wird das neue Verfahren bzgl. Genauigkeit, Anwendbarkeit und Zuverlässigkeit mit verschiedenen Standardverfahren verglichen. Als Vergleichsverfahren werden zwei einfache empirische bzw. semi-empirische Schätzverfahren gewählt, die bereits für landwirtschaftliche Anwendungen genutzt werden. Getestet wird die Schätzung des Blattflächenindex mit dem *WDVI* (weighted difference vegetation index) und die Schätzung von Vegetationsparametern mit Hilfe multipler linearer Regression. Diese beiden Modelle sind mathematisch einfach zu invertieren, da jeweils nur ein Vegetationsparameter geschätzt wird. Die empirischen Koeffizienten werden jeweils unter Verwendung der Bodenmessungen an den Bodenkontrollpunkten geschätzt. Beurteilungskriterien des Vergleichs sind die Anzahl der benötigten Bodenkontrollpunkte und die erreichten Genauigkeiten.

### 4.4.1 Schätzung des Blattflächenindex mit dem *WDVI* (weighted difference vegetation index)

Als Vergleichsverfahren zur Schätzung des Blattflächenindex wird das semi-empirische Modell von (CLEVERS 1988, CLEVERS 1989) gewählt, das aus einer Modifikation des Beerschen Gesetzes entstanden ist. Dieses Gesetz besagt, dass zwischen der Höhe der roten Kante und dem Blattflächenindex ein umgekehrter exponentieller Zusammenhang besteht. So wird die Höhe der roten Kante bei magerem Bewuchs stark und bei dichtem Bewuchs schwach vom Blattflächenindex beeinflusst (siehe Gleichung 4.1). Die Höhe der roten Kante berechnet sich aus der Differenz zweier Kanäle im infraroten

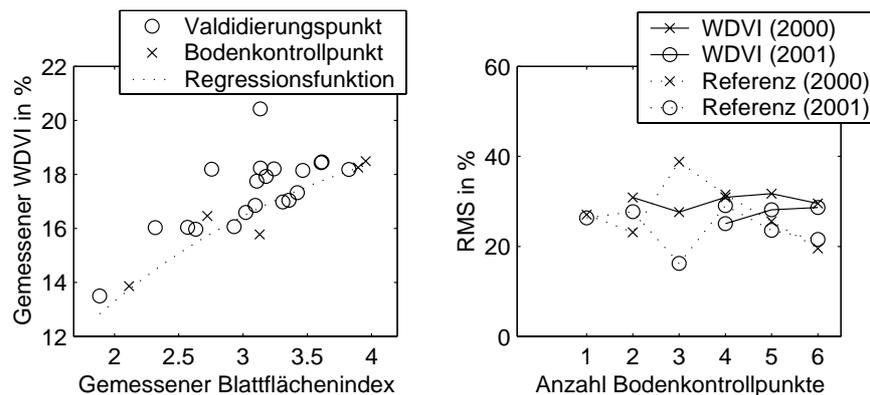
und roten Wellenlängenbereich ( $\rho_{NIR}$  und  $\rho_{ROT}$  siehe Gleichung 4.2). Diese Differenz wird noch um den Einfluss des Bodens korrigiert (Korrekturfaktor  $C$  siehe Gleichung 4.3), da die Höhe der roten Kante sowohl vom Signal der Vegetation als auch vom Signal des Bodens beeinflusst wird. Ein Anstieg der Bodenreflexion zwischen dem roten und infraroten Wellenlängenbereich kann bei Korrektur dann nicht mehr irrtümlich als Erhöhung des Blattflächenindex interpretiert werden. Die korrigierte Differenz wird als  $WDVI$  bezeichnet. Bereinigt vom Bodeneinfluss steuern zwei Parameter den funktionalen Zusammenhang zwischen Blattflächenindex und dem  $WDVI$ , ein Absorptionskoeffizient  $\alpha$  und ein Reflexionsgrad einer unendlich dichten Vegetation im nahen Infrarot  $\rho_{\infty,NIR}$ .

$$WDVI = \rho_{\infty,NIR}(1 - e^{-LAI\alpha}) \quad (4.1)$$

$$WDVI = \rho_{NIR} - C\rho_{ROT} \quad (4.2)$$

$$C = \frac{\rho_{Boden,NIR}}{\rho_{Boden,ROT}} \quad (4.3)$$

Der Absorptionskoeffizient bestimmt die Steigung der Exponentialfunktion, und der Reflexionsgrad einer unendlich dichten Vegetation stellt die Asymptote der umgekehrten Exponentialfunktion für große Blattflächenindizes dar. Diese beiden Parameter werden in einer vermittelnden Ausgleichung empirisch an den vorhandenen Datensatz angepasst. In diese Ausgleichung fließen die Messungen des Blattflächenindex an den Bodenkontrollpunkten und der  $WDVI$  ein. Der  $WDVI$  berechnet sich aus den Kanälen 7 (NIR) und 5 (Rot) des *Daedalus* Scanners. Der Korrekturfaktor  $C$  wird entsprechend dem Bodentyp  $B$  (siehe Abbildung 2.13) gewählt und konstant belassen. Zur Stützung der Konvergenz werden Pseudo-Beobachtungen des Absorptionskoeffizienten und des Reflexionsgrades einer unendlich dichten Vegetation mit niedrigem Gewicht eingeführt. Die beiden empirischen Koeffizienten und der Blattflächenindex aller Bodenkontroll- und Validierungspunkte können nun mit Hilfe der vermittelnden Ausgleichung geschätzt werden. Als Datengrundlage dienen jeweils die Datensätze aus den Jahren 2000 und 2001 mit unterschiedlichen Kombinationen von Bodenkontrollpunkten.



**Abbildung 4.16.** Schätzung des Blattflächenindex mit dem  $WDVI$  und Vergleich der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten. Links: Darstellung des gemessenen Blattflächenindex und den dazugehörigen Messwert des  $WDVI$  an allen Punkten basierend auf dem Datensatz aus dem Jahr 2000. Die empirischen Koeffizienten der Regressionsfunktion wurden mit Hilfe der gekennzeichneten Bodenkontrollpunkte berechnet. Rechts: Empirische  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten des Blattflächenindex in Abhängigkeit von der Anzahl der verwendeten Bodenkontrollpunkte und Vergleich der Ergebnisse dieses Standardverfahrens mit den Ergebnissen des neuen Schätzverfahrens (Referenz).

Der linke Teil der Abbildung 4.16 zeigt die Regressionsfunktion (siehe Gleichung 4.1) berechnet aus geschätzten empirischen Koeffizienten (gestrichelte Linie). Zusätzlich ist der gemessene Blattflächenindex und der zugehörige  $WDVI$  aller Bodenkontroll- und Validierungspunkte eingezeichnet. Die empirischen Koeffizienten wurden mit Hilfe der gekennzeichneten Bodenkontrollpunkte berechnet.

Der rechte Teil der Abbildung zeigt die empirischen  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten des Blattflächenindex an den Validierungspunkten in Abhängigkeit von der Anzahl der verwendeten Bodenkontrollpunkte. Dazu wurden die empirischen Koeffizienten für unterschiedliche Bodenkontrollpunkt-Kombinationen und anschließend die empirischen  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten des Blattflächenindex gruppiert nach der Anzahl der Bodenkontrollpunkte berechnet. Zum Vergleich werden die empirischen  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten des neuen Schätzverfahrens als Referenzwert eingetragen. Es zeigt sich, dass die  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten bei beiden Verfahren weitgehend unabhängig von der verwendeten Bodenkontrollpunkt-Kombination sind und sich die Fehler bei beiden Verfahren in der gleichen Größenordnung bewegen. Aufgrund der Nichtlinearität der Regressionsfunktion sind zur zuverlässigen Schätzung der empirischen Koeffizienten mehr Bodenkontrollpunkte notwendig als beim neuen Schätzverfahren, das auf einem linearen empirischen Modell aufbaut. So wurden beim Datensatz aus dem Jahre 2001 erst ab Kombinationen mit vier Bodenkontrollpunkten zuverlässige Schätzergebnisse erzielt, während beim Datensatz aus dem Jahre 2000 bereits mit zwei Bodenkontrollpunkten zuverlässige Ergebnisse erreicht werden konnten. Die Selektion der Bodenkontrollpunkte erfolgte wieder nach den Kriterien in Kapitel 5.2.

#### 4.4.2 Schätzung der Vegetationsparameter mit multipler Regression

Als weiteres Vergleichsverfahren zur Schätzung verschiedener Vegetationsparameter wird die multiple Regression verwendet. Die Regressionsanalyse ist ein rein empirisches Schätzverfahren zur Bestimmung funktionaler Zusammenhänge zwischen Einfluss- und Zielgrößen. Die multiple Regression wird verwendet, wenn ein Zielparame- ter von mehreren Einflussgrößen abhängt. (THENKABAIL et al. 2000) verwendet die multiple Regression zur Schätzung des Wassergehalts und der Trockenmasse aus einzelnen Kanälen multi- bzw. hyperspektraler Fernerkundungsdaten. Die einfachste Form der multiplen Regression ist linear

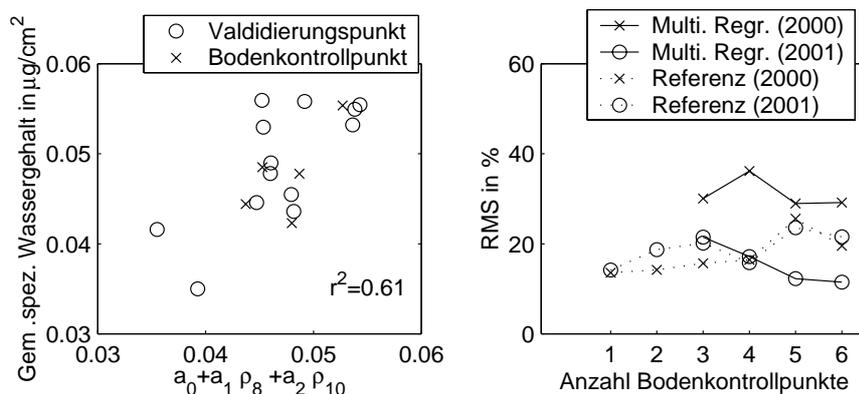
$$y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i \rho_i \quad (4.4)$$

mit dem Zielparame- ter  $\hat{y}$  (= beliebiger Vegetationsparameter), der sich aus einer Linearkombination der gemessenen Reflexionsgrade  $\rho_i$  und den empirischen Koeffizienten  $a_i$  berechnet.

Zur Wahl optimaler Kanäle wurde eine Korrelationsanalyse durchgeführt. Als Bewertungsgrundlage dieser Analyse werden Bestimmtheitsmaße berechnet, die sich aus dem Quadrat der einfachen und multiplen Korrelationskoeffizienten ableiten lassen. Die Korrelationsanalyse wird für verschiedene Kanalkombinationen mit bis zu zwei Kanälen und den Zielparame- tern durchgeführt. Zielparame- ter sind der spez. Wassergehalt und die totale Trockenmasse. Die höchsten Bestimmtheitsmaße zeigen sich beim spez. Wassergehalt, falls Kanal 8 und 10 (2000:  $r^2 = 0.30$ , 2001:  $r^2 = 0.61$ ) verwendet werden. Bei der totalen Trockenmasse weist die Kanalkombination 2 (Blau) und 6 (NIR) die höchsten Bestimmtheitsmaße auf (2000:  $r^2 = 0.29$ , 2001:  $r^2 = 0.60$ ).

Bei der anschließenden Regressionsanalyse werden die unbekannt- en Koeffizienten  $a_0$  bis  $a_2$  mit einer Parame- terschätzung im Gauß-Helmert Modell (MIKHAIL 1976) unter Verwendung der Bodenkontrollpunkte geschätzt. Zur Schätzung der drei empirischen Koeffizienten sind mindestens Messwerte der Vegetationsparameter an drei Bodenkontrollpunkten und die gemessenen Reflexionsgrade in den jeweiligen Kanälen erforderlich.

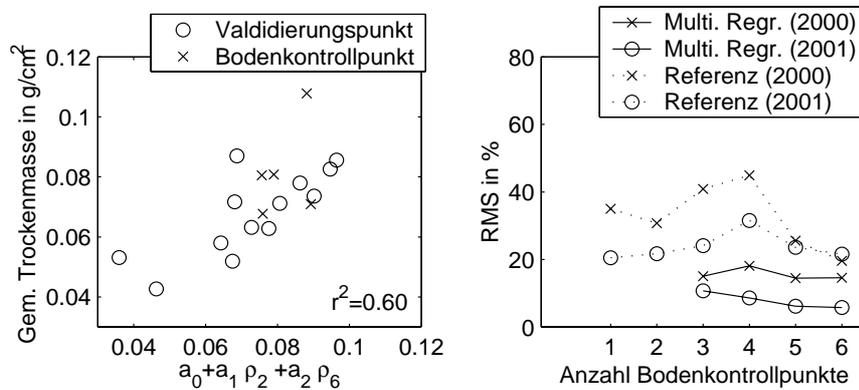
Abbildung 4.17 zeigt links eine Gegenüberstellung der gemessenen und geschätzten Werte des spez. Wassergehalts, falls Kanal 8 und 10 verwendet werden. Der geschätzte spez. Wassergehalt berechnet sich dabei aus den empirischen Koeffizienten und den gemessenen Reflexionsgraden durch Einsetzen in Gleichung 4.4. Zur Schätzung der empirischen Koeffizienten wurden in diesem Beispiel die gekennzeichneten Bodenkontrollpunkte verwendet. Im rechten Teil der Abbildung wurden empirische  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten des spez. Wassergehalts an den Validierungspunkten für verschiedene Bodenkontrollpunkt-Kombinationen berechnet und mit den Ergebnissen des neuen Schätzverfahrens (Referenz) vergli- chen. Es zeigen sich meist leicht niedrigere  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten bei der multiplen Regression als beim neuen Verfahren. Dies bedeutet, dass die verwendeten Modelle beim neuen Verfahren den Wassergehalt besser modellieren als eine rein lineare multiple Regression. Zudem sind zur Schätzung der drei unbekannt- en empirischen Koeffizienten mindestens drei Bodenkontrollpunkte nötig, während beim neuen Verfahren bereits ein Bodenkontrollpunkt ausreicht.



**Abbildung 4.17.** Schätzung des spez. Wassergehalts mit multipler Regression, und Vergleich der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten. Links: Darstellung des Zusammenhangs zwischen geschätztem und gemessenem Blattflächenindex mit dem Datensatz aus dem Jahr 2001. Die optimale Regressionsfunktion  $a_0 + a_1 \rho_8 + a_2 \rho_{10}$  wurde hier beispielhaft mit Hilfe der gekennzeichneten Bodenkontrollpunkte berechnet. Rechts:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten des spez. Wassergehalts in Abhängigkeit von der Anzahl der Bodenkontrollpunkte und Vergleich mit den Ergebnissen des neuen Schätzverfahrens (Referenz).

Abbildung 4.18 zeigt links eine Gegenüberstellung gemessener und geschätzter totaler Trockenmassen, falls Kanal 2 und 6 verwendet werden. Die empirischen Koeffizienten  $a_0$  bis  $a_2$  wurden mit Hilfe einer Regressionsanalyse unter Verwendung der gekennzeichneten Bodenkontrollpunkte geschätzt. Im rechten Teil der Abbildung wurden empirische

$RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der totalen Trockenmasse an den Validierungspunkten für verschiedene Bodenkontrollpunkt-Kombinationen berechnet und mit den Ergebnisse des neuen Verfahrens verglichen. Für diesen Vergleich wurde die geschätzte spezifische Trockenmasse mit Hilfe des Blattflächenindex in die totale Trockenmasse umgewandelt. Es zeigen sich wesentlich höhere  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten bei der Schätzung mit multipler Regression als bei der Schätzung mit dem neuen Verfahren, falls mindestens drei Bodenkontrollpunkten verwendet werden. Die geringeren Genauigkeiten beim neuen Verfahren lassen sich durch die starke Korrelation des Blattflächenindex mit der spez. Trockenmasse begründen.



**Abbildung 4.18.** Schätzung der totalen Trockenmasse mit multipler Regression, und Vergleich der  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten. Links: Darstellung des Zusammenhangs zwischen geschätzter und gemessener Trockenmasse mit dem Datensatz aus dem Jahr 2001. Die optimale Regressionsfunktion  $a_0 + a_1 \rho_2 + a_2 \rho_6$  wurde hier beispielhaft mit Hilfe der gekennzeichneten Bodenkontrollpunkte berechnet. Rechts:  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten der totalen Trockenmasse in Abhängigkeit von der Anzahl der Bodenkontrollpunkte und Vergleich mit den Ergebnissen des neuen Schätzverfahrens (Referenz).

Die Konsequenz aus dem Vergleich mit den Standardverfahren ist, dass der Vorteil des neuen Schätzverfahrens weniger in einer Genauigkeitssteigerung bei den geschätzten Vegetationsparametern liegt, sondern in der robusten physikalischen und empirischen Modellierung, die es erlaubt, mit einer geringen Anzahl von Bodenkontrollpunkten zuverlässige Schätzergebnisse zu erhalten. Zudem berücksichtigt diese Art der Modellierung verschiedene Einflussfaktoren auf das Fernerkundungssignal und gegenseitige Abhängigkeiten zwischen den Vegetationsparametern, die sich auch leicht auf andere Aufnahmekonstellationen übertragen lassen.

## 4.5 Zusammenfassung

Das neue Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparameter wurde mit realen Daten validiert. Datengrundlagen sind die Befliegungs- und Messkampagnen in den Jahren 2000 und 2001, die im Versuchsgebiet Scheyern nördlich von München durchgeführt worden sind. Im Rahmen der Befliegungskampagnen wurden ökologisch bewirtschaftete Winterweizen-Schläge mit einem *Daedalus* Multispektralscanner und einer Luftbildkamera aufgenommen. Zeitgleich wurden Bodenmessungen von Vegetationsparametern an mehreren in den Schlägen verteilten Punkten durchgeführt. Verschiedene Aspekte der Datenaufbereitung, wie Glättung und Georeferenzierung, wurden erläutert. Modellinversionen mit unterschiedlichen Konfigurationen wurden zur Validierung des neuen Schätzverfahrens durchgeführt. Die Ergebnisse dieser Inversionen bestätigten die Ergebnisse der Simulationsrechnungen. Ein Vergleich des neuen Schätzverfahrens mit verschiedenen empirischen und semi-empirischen Standardschätzverfahren zeigt ähnliches Genauigkeitsniveau bei allen Verfahren. Als Vorteil des neuen Schätzverfahrens gegenüber den Standardverfahren zeigt sich die bessere Invertierbarkeit bei geringer Anzahl von Bodenkontrollpunkten.

## 5. Strategien zum Einsatz des Verfahrens

In diesem Abschnitt werden einige Aspekte der praktischen Anwendung des neuen Verfahrens in der Teilschlagbewirtschaftung vertieft. Das neue Schätzverfahren liefert flächendeckende und hochauflösende Karten verschiedener Vegetationsparameter, die für eine weitergehende agrar- und bodenwissenschaftliche Interpretation zur Verfügung gestellt werden. Die zur Erstellung dieser Karten notwendigen Planungs- und Bearbeitungsschritte werden unter dem Gesichtspunkt der praktischen Anwendung zusammengefasst und diskutiert. Abbildung 5.1 zeigt den zeitlichen Ablauf aller relevanten Bearbeitungsschritte, die in eine Planungs-, Befliegungs- und Prozessierungsphase eingeteilt werden.

In der Planungsphase werden Anpassungen des Verfahrens an die Fruchtart und die verwendeten Fernerkundungssensoren vorgenommen. Zeitgleich zu den Befliegungen müssen die Messungen an den Bodenkontrollpunkten durchgeführt werden. In diesem Zusammenhang wird eine Strategie zur Auswahl der Bodenkontrollpunkte erläutert, bei der mit geringem Messaufwand größtmögliche Genauigkeiten erzielt werden. Eine definitive Einschätzung der Invertierbarkeit wird erst nach der Befliegung getroffen, da erst dann die Wertebereiche der Vegetationsparameter feststehen.

In der Prozessierungsphase werden Neupunkte für die Modellinversion und für die Erstellung der Karten ausgewählt, deren Anzahl Einfluss auf die erreichbaren Genauigkeiten hat und den Rechenaufwand festlegt. Verschiedene Aspekte bei der Auswahl der Neupunkte werden diskutiert. Außerdem müssen vor der Modellinversion die Fernerkundungsdaten geglättet und Störsignale eliminiert werden. Der Einsatz verschiedener Bildverarbeitungsverfahren wird in diesem Zusammenhang erläutert (siehe auch Kapitel A.5). Nach der Modellinversion werden Karten mit Vegetationsparametern der einzelnen Schläge erstellt und für weitere agrar- und bodenwissenschaftliche Anwendungen zur Verfügung gestellt. Weitergehende Interpretationen und Anwendungen sind jedoch nicht Gegenstand dieser Arbeit, sondern werden nur an einzelnen Beispielen dargestellt.

Im folgenden werden die einzelnen Bearbeitungsschritte erläutert und diskutiert.

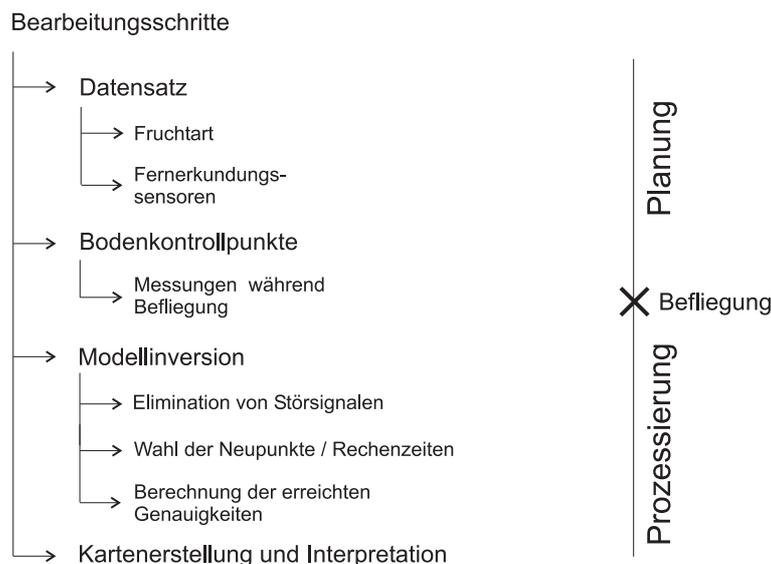


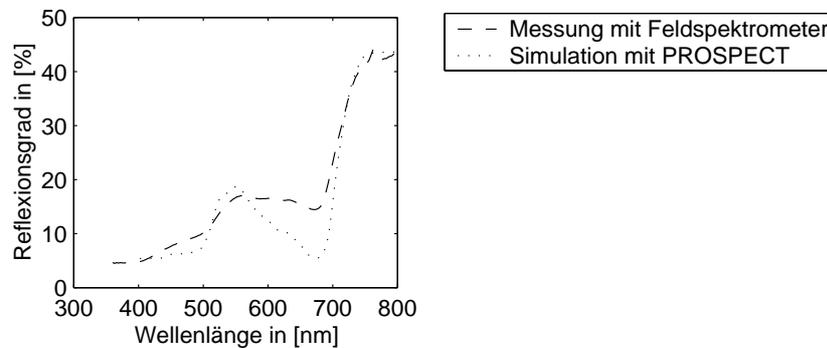
Abbildung 5.1. Zeitlicher Ablauf der einzelnen Bearbeitungsschritte des neuen Schätzverfahrens

### 5.1 Die Rolle der Datengrundlagen

#### 5.1.1 Fruchtart

Die Fruchtart spielt bei der Anwendung des neuen Schätzverfahrens eine entscheidende Rolle. Im Prinzip ist eine Anwendung des Verfahrens auf verschiedene landwirtschaftliche Fruchtarten möglich. Ein Wechsel der Fruchtart ist mit den verwendeten Modellen i.d.R. unproblematisch, da das *SAIL* Modell und das *PROSPECT* Modell für verschiedene Spezies entwickelt worden sind. Kleinere fruchtartspezifische Modellfehler werden meist auch durch das empirische Modell eliminiert. Bestimmte Fruchtarten verursachen jedoch größere Modellfehler, die nicht mehr durch das empirische Modell eliminiert werden. Ein Austausch einzelner physikalischer Modelle würde in diesem Fall zu große Modellfehler vermeiden. So verursachen z. B. Pflanzen mit großen Blättern Abschattungseffekte, die im *SAIL* Modell nicht berücksichtigt werden. Durch Austausch des *SAIL* Modells mit einem Hot-Spot Modell könnte diese Art der Modellfehler verringert werden. Ebenso könnten Modellfehler des *PROSPECT* Modells, die durch Seneszenz der Pflanzen hervorgerufen werden, durch andere physikalische Blattmodelle eliminiert werden.

Abbildung 5.2 zeigt beispielhaft den Modellfehler des *PROSPECT* Modells durch Vergleich von simulierten und gemessenen Blattreflexionsgraden. Zur Messung der Blattreflexionsgrade wurden einzelne Blätter abgeschnitten, auf eine dunkle Oberfläche gelegt und mit einem Feldspektrometer aufgenommen. Die simulierten Blattreflexionsgrade wurden mit dem *PROSPECT* Modell berechnet. Die Eingabeparameter des Modells wurden dabei optimal an die gemessenen Reflexionsgrade angepasst. Der Vergleich belegt deutlich die fehlerhafte Modellierung der Seneszenz, da der verringerte Anstieg an der roten Kante, der bei seneszenten Vegetation auftritt, nicht modelliert worden ist.



**Abbildung 5.2.** Darstellung der Modellfehler des *PROSPECT* Modells durch Vergleich der simulierten und gemessenen Reflexionsgrade.

Bei einer Anwendung des Verfahrens auf verschiedene Fruchtarten muss grundsätzlich beachtet werden, dass sich die empirische Anpassung der physikalischen Modelle bei jeder Fruchtart ändert. Dies hat zur Folge, dass die empirischen Koeffizienten für jeden neuen Datensatz und für jede Fruchtart in diesem Datensatz separat berechnet werden müssen.

Weiteren Einfluss hat die Fruchtart auf den optimalen Befliegungszeitpunkt. Dieser hängt abgesehen von der Witterung im wesentlichen vom Entwicklungsstadium der jeweiligen Fruchtart ab. Vor allem bei bodenwissenschaftlichen Anwendungen ist das Entwicklungsstadium der Pflanzen entscheidend, da sich charakteristische heterogene Muster der Vegetation erst ab einem bestimmten Entwicklungsstadium herausbilden. Verschiedene Fruchtarten erreichen dieses Entwicklungsstadium unterschiedlich schnell und reagieren unterschiedlich sensibel auf Stress oder auf variierende Böden. Viele Fruchtarten sind daher für bestimmte bodenwissenschaftliche und landwirtschaftliche Anwendungen ungeeignet, da sie die Bodeneigenschaften nicht abbilden.

### 5.1.2 Fernerkundungssensoren

Das neue Schätzverfahren kann auf Daten von unterschiedlichen flugzeug- oder auch satellitengetragenen Fernerkundungssensoren angewendet werden. Prinzipielle Kriterien für die Wahl eines Sensors bei landwirtschaftlichen Anwendungen sind die räumliche und spektrale Auflösung, der abgedeckte Wellenlängenbereich, die räumliche Genauigkeit bzw. Güte der Georeferenzierung, die Verfügbarkeit (einschließlich Prozessierungszeiten) und die Wiederholrate <sup>1</sup>.

Bei der Wahl des Sensors gibt es speziell für den Einsatz des neuen Schätzverfahrens Einschränkungen bzgl. der Invertierbarkeit der Modelle, die berücksichtigt werden müssen. Wichtigstes Entscheidungskriterium für die Invertierbarkeit des Modells ist der abgedeckte Wellenlängenbereich. Ein Sensor sollte idealerweise den Wellenlängenbereich von 400nm bis 2400nm abdecken, da der Chlorophyllgehalt nur mit Kanälen im visuellen Wellenlängenbereich und der spezifische Wassergehalt nur mit Kanälen im mittleren Infrarot geschätzt werden kann. Entscheidend ist auch die Anzahl der Kanäle, da bei Sensoren mit wenigen Kanälen (4 bis ca. 6) die Invertierbarkeit gefährdet ist. Bei weniger als vier Kanälen ist die Modellinversion unterbestimmt. Andererseits bringt der Einsatz hyperspektraler Sensoren mit sehr vielen Kanälen nach (JACQUEMOUD 1993) auch keine Steigerung der Genauigkeiten. Erst mit der Entwicklung von physikalischen Modellen, die auch feinere lokale Absorptions-Charakteristika der Vegetation modellieren, ist eine Erhöhung der Genauigkeit zu erwarten. Abbildung 5.3 zeigt die Einsatzmöglichkeiten aktueller Sensoren zur Anwendung auf das neue Schätzverfahren. Wichtiges Kriterium für die Wahl des Sensors besonders bei Anwendungen in der Teilschlagbewirtschaftung ist die Bodenpixelgröße, mit der die maximal auflösbare Größe der Muster in der Vegetation festgelegt wird (siehe Kapitel 5.3.2).

## 5.2 Bodenkontrollpunkte

In den nachfolgenden Kapiteln werden verschiedene Aspekte der Auswahl der Bodenkontrollpunkte diskutiert. Sowohl die Anzahl und Verteilung der Bodenkontrollpunkte als auch die Messgenauigkeit der Vegetationsparameter vor Ort haben Einfluss auf die Genauigkeiten der geschätzten Vegetationsparameter (siehe auch Kapitel 3.6.2). Im folgenden wird eine

<sup>1</sup>nur bei satellitengetragenen Sensoren

	Kanäle		Wellenlängenbereich		Bodenpixelgröße		Wiederholungsrate
AVIRIS	220	***	0.4 – 2.4µm	***	1m (1km Flughöhe)	***	
Daedalus ATM	12	***	0.4 – 12.5µm	***	2.5m (1km Flughöhe)	***	
HyMap	100 - 200	***	0.4 – 2.4µm	***	2m – 10m (je nach Flughöhe)	***	
AVIS	240	***	0.5 – 1.0µm	**	2.5m (1km Flughöhe)	***	
Hydice	256	***	0.4 – 2.5µm	***	1m – 4m (je nach Flughöhe)	***	
LandSat 7 ETM+	7+1	**	0.4 – 12.5µm	***	30m – 60m (multispectral) 15m (panchromatisch)	*	16 Tage
SPOT 5 HRG	4+1	*	0.5 – 1.7µm	**	5m – 10m (multispectral) 2.5m (panchromatisch)	**	1-5 Tage
Ikonos 2	4+3	*	0.4 – 0.8µm	*	4m (multispectral) 1m (panchromatisch)	**	140 Tage (Nadir)

\* ungeeignet      \*\* mäßig geeignet      \*\*\* gut geeignet

Abbildung 5.3. Einsatzmöglichkeiten aktueller Sensoren beim neuen Schätzverfahren

Strategie zum Einsatz der Bodenkontrollpunkte erläutert, bei der einerseits die erreichbaren Genauigkeiten hoch sind, und andererseits der Messaufwand möglichst gering ist.

### 5.2.1 Anzahl und Verteilung

Im folgenden wird die Strategie zur Auswahl der Bodenkontrollpunkte in Abhängigkeit von deren Anzahl diskutiert. Im Normalfall sollten für die Modellinversion zwei und mehr Bodenkontrollpunkte verwendet werden, da erst dann eine empirische Anpassung der verwendeten Modelle gewährleistet ist. Die Modellinversion kann jedoch auch für Spezialfälle mit weniger als zwei Bodenkontrollpunkten durchgeführt werden.

- **Kein Bodenkontrollpunkt:** Dieser Fall entspricht der herkömmlichen Inversion physikalischer Modelle ohne empirische Anpassung. Die empirischen Koeffizienten wären in diesem Fall zwar mathematisch schätzbar, sollten jedoch auf Standardwerte fixiert werden. Eine herkömmliche Inversion ist möglich, falls die Fehlereinflüsse aus Kapitel 3.3 gering gehalten werden. Dies erfordert die exakte Modellierung des Atmosphären-, Vegetations- und Bodenmediums sowie die exakte Bestimmung aller konstanten Parameter. In der Praxis ist der erhöhte Modellierungsaufwand jedoch nicht vertretbar, und die zu erwartenden Genauigkeiten sind zu gering.
- **Ein Bodenkontrollpunkt:** Dieser Fall nimmt bei der Modellinversion eine Sonderstellung ein, da eine lineare empirische Anpassung der physikalischen Modelle mit einem Bodenkontrollpunkt nur bedingt möglich ist. Untersuchungen (siehe Kapitel 3.6.2 und 4.3.3) zeigen, dass die Modellinversion trotzdem durchgeführt werden kann, falls der verwendete Bodenkontrollpunkt im mittleren Wertebereich der Vegetationsparameter liegt. Liegen die Vegetationsparameter des verwendeten Bodenkontrollpunkts am Rande des Wertebereichs verringert sich die Genauigkeit der geschätzten Vegetationsparameter. Dieser Fall mit nur einem Bodenkontrollpunkt sollte in der Praxis vermieden werden.
- **Zwei und mehr Bodenkontrollpunkte:** Dies ist der Standardfall der Modellinversion, bei dem eine empirische Anpassung der physikalischen Modelle gewährleistet wird. Dabei sollten die verwendeten Bodenkontrollpunkte den Wertebereich der Vegetationsparameter gleichmäßig verteilt abdecken. Liegen die Vegetationsparameter der verwendeten Bodenkontrollpunkte nur in einem Teil des Wertebereichs sind leicht niedrigere Genauigkeiten zu erwarten (siehe 3.6.2). Auch die Aufdeckung grober Fehler bei der Messung der Vegetationsparameter ist erst bei Verwendung von mindestens zwei Bodenkontrollpunkten bedingt möglich. Der Einsatz von mehr als vier Bodenkontrollpunkten bringt auch keine wesentlichen Vorteile. Dies bedeutet, dass höchste Genauigkeiten bei minimalem Messaufwand bei Verwendung von zwei bis vier Bodenkontrollpunkten erzielt werden können.

### 5.2.2 Auswahl vor Ort

Nach den Ergebnissen der simulierten und realen Schätzungen der Vegetationsparameter werden die höchsten Genauigkeiten erreicht, wenn die Vegetationsparameter an den Bodenkontrollpunkten die auftretenden Wertebereiche der variablen Vegetationsparameter vollständig abdecken. Für die Wahl der Bodenkontrollpunkte vor Ort ist die Kenntnis über die

räumliche Verteilung der Vegetationsparameter erforderlich, die bei einem praktischen Einsatz des Verfahrens i.d.R. nicht vorhanden ist. Problematisch bei der Auswahl der Bodenkontrollpunkte ist zudem, dass die Bodenkontrollpunkte bereits vor der Befliegung selektiert werden müssen, um die Messungen möglichst zur selben Zeit wie die Befliegung durchführen zu können. Die Bodenkontrollpunkte können dann meist nur aufgrund des visuellen Eindrucks selektiert werden, da vor dem Befliegungszeitpunkt i.d.R. keine Fernerkundungsdaten oder Bodenmessungen zur Verfügung stehen. Auch erscheint es bei Unkenntnis der lokalen Gegebenheiten schwierig, vor Ort das gesamte Spektrum der Vegetationsparameter abzuschätzen und zu lokalisieren. Abhilfe könnten hier – falls vorhanden – ältere Luftbilder oder multispektrale Fernerkundungsdaten schaffen, um einen Überblick über die auftretenden Muster in den landwirtschaftlichen Flächen zu erhalten. Auch die Kenntnisse der Landwirte in der Beschaffenheit des Bodens könnten hier hilfreich sein. Weniger hilfreich und allenfalls zur groben Orientierung einsetzbar sind bestehende Bodenkarten, da sie eine zu geringe Auflösung haben und kleinräumig oft falsch sind.

### 5.2.3 Messverfahren

Die Messgenauigkeiten der Vegetationsparameter an den Bodenkontrollpunkten haben Einfluss auf die erreichbaren Genauigkeiten der geschätzten Vegetationsparameter. In dieser Arbeit wurden einfache und schnelle Messverfahren verwendet, wie z. B. Messung des Blattflächenindex mit dem Licor LAI-2000. Diese Messverfahren weisen systematische Fehler auf, die Einfluss auf die Ergebnisse der Modellinversion haben, da diese Fehler nicht durch das empirische Modell eliminiert werden. Dies hat zur Folge, dass auch die geschätzten Vegetationsparameter in derselben Weise systematisch verzerrt sind.

In dieser Arbeit wurden die systematischen Fehler der Messverfahren nicht berücksichtigt oder korrigiert, da diese Fehler nicht die bei der Modellinversion erzielten Standardabweichungen beeinflussen. Eine Korrektur dieser Fehler hätte im Prinzip nur eine geringe Verschiebung des Wertebereichs zur Folge. Bei der biophysikalischen oder biochemischen Interpretation der Vegetationskarten sollten diese systematischen Fehler jedoch berücksichtigt werden.

Der Einsatz aufwändigerer Messverfahren verringert ggf. systematische Fehler. Eine Übersicht über Messverfahren ist in (GOWER et al. 1999) und (FOURTY et al. 1996) zu finden. Es sollte jedoch beachtet werden, dass für die Messungen nur kleinere Zeitfenster zur Verfügung stehen und bei aufwändigeren Messverfahren der Zeitplan u.U. nicht eingehalten werden kann. Zeitkritischer Parameter ist v.a. der Wassergehalt, der größeren Schwankungen im Tagesverlauf unterlegen ist.

## 5.3 Aspekte der Modellinversion

### 5.3.1 Rechenzeiten

Im folgenden werden die benötigten Rechenzeiten der Modellinversion untersucht. Die langen Rechenzeiten v.a. bei vielen Neupunkten sind ein Schwachpunkt des neuen Verfahrens. Bei der Modellinversion treten drei rechenintensive Einzelschritte auf: die Beschaffung von Näherungswerten einmalig vor der simultanen Ausgleichung, die numerische Berechnung der partiellen Ableitungen und die Inversion der Normalgleichungsmatrix bei jeder Iteration der simultanen Ausgleichung. Abbildung 5.4 zeigt die Rechenzeiten dieser Einzelschritte, die linear bzw. exponentiell mit der Anzahl der Neupunkte ansteigen. Beispielhaft wird auch die Rechenzeit des simulierten annealings in Abhängigkeit von der Anzahl der Neupunkte (rechts oben) sowie die Gesamtzeit der Modellinversion (einschließlich vorgeschaltetem simulierten annealing) für 150 Neupunkte in Abhängigkeit von der Anzahl der Iterationen dargestellt (rechts unten). Bei guten Näherungswerten werden nicht mehr als 20 Iterationen benötigt, deren Berechnung im vorliegenden Beispiel jedoch bis zu zehn Stunden dauern kann (siehe Abbildung rechts unten). Die Rechenzeiten basieren auf einem PC mit einem Pentium III 500 MHz Prozessor.

### 5.3.2 Auswahl der Neupunkte

Die Auswahl der Neupunkte wird von mehreren Faktoren gesteuert. Einerseits haben die Anzahl und die Verteilung der Neupunkte Auswirkungen auf die erforderlichen Rechenzeiten und auf die erzielten Genauigkeiten (siehe auch Kapitel 3.6.2). Andererseits richtet sich die Auswahl und Anzahl der Neupunkte auch nach der Größe des Schlages, dem Grad der Glättung, der Bodenpixelgröße der Fernerkundungsdaten und der Größe heterogener Strukturen in den Schlägen. In der Praxis kann nicht jedes Pixel als Neupunkt einer Modellinversion verwendet werden, da der Rechenaufwand immens wäre. Hier muss ein Kompromiss zwischen dem Rechenaufwand und der gewünschten Auflösung der Vegetationskarten erzielt werden. Die Auflösung richtet sich nach der minimalen Größe der homogenen Flächeneinheiten in den Schlägen, die wiederum durch mindestens einen Neupunkt abgedeckt werden sollten. Dieser Zusammenhang wird im linken Teil der Abbildung 5.5 verdeutlicht. Die Anzahl der Neupunkte steigt dabei linear mit der Größe des Schlages abhängig von der Größe der homogenen Strukturen. Im rechten Teil der Abbildung wird der Zusammenhang zwischen der Größe der

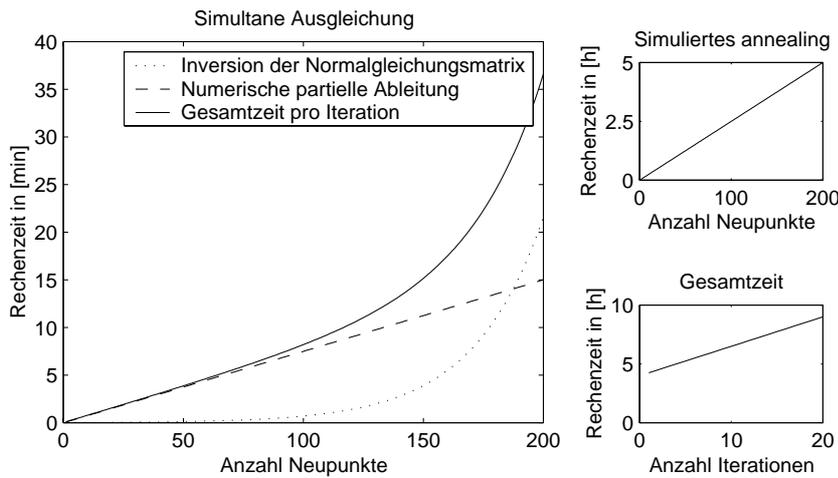


Abbildung 5.4. Rechenzeiten der Modellinversion in Abhängigkeit von der Anzahl der Neupunkte

homogenen Strukturen und der maximal zulässigen Bodenpixelgröße des verwendeten Sensors dargestellt. Diese beiden Größen unterscheiden sich, da eine Glättung der Sensordaten mit einem Mittelwertfilter der Größe  $5 \times 5$  angenommen wird, welche die Strukturen einer bestimmten Größe eliminiert. Dieser Zusammenhang verändert sich je nach Grad der Glättung. Sollten für die jeweilige Anwendung sehr kleine Strukturen erkannt werden, schränkt die hohe Anforderung an die Bodenpixelgröße die Auswahl geeigneter Sensoren erheblich ein.

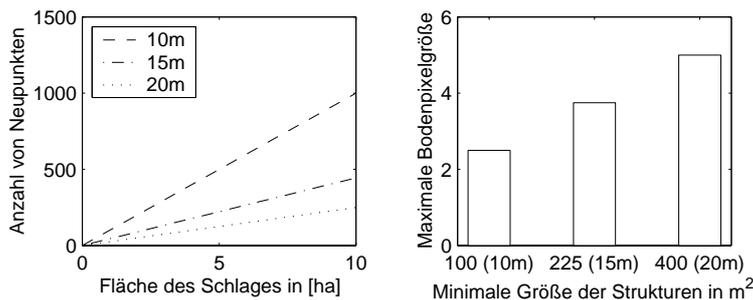


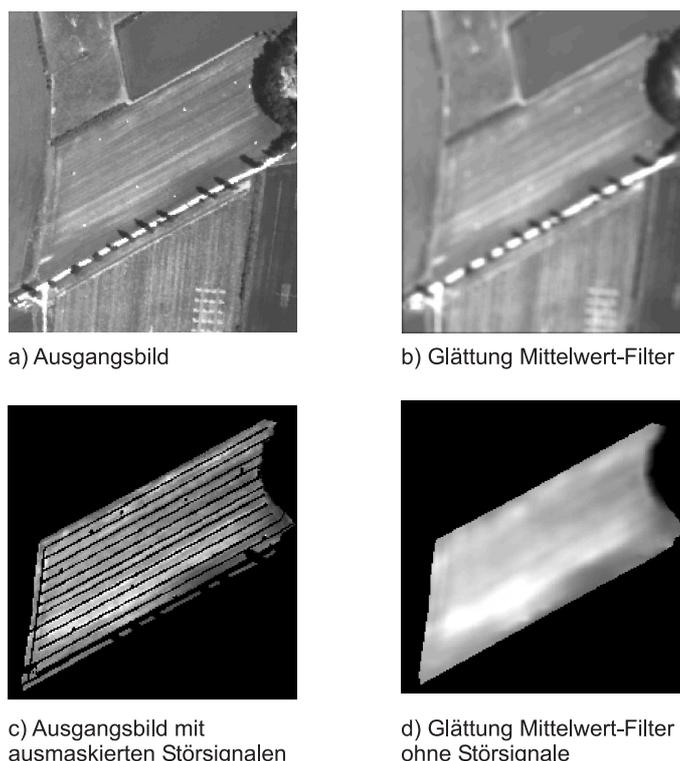
Abbildung 5.5. Links: Benötigte Anzahl an Neupunkten in Abhängigkeit von der Größe des Schläges und der minimalen Größe der Strukturen (angegeben als Seitenlängen). Rechts: Zusammenhang zwischen der Größe der Strukturen und der maximal zulässigen Bodenpixelgröße des verwendeten Sensors (mit der Annahme geglätteter Daten).

Zusätzlich müssen bei der Auswahl der Neupunkte andere Kriterien berücksichtigt werden. So sollten die Neupunkte den Wertebereich der Vegetationsparameter möglichst gleichmäßig abdecken, da eine einseitige Verteilung die Genauigkeiten verschlechtert (siehe auch Kapitel 3.6.2), und die Neupunkte sollten auf homogenen Flächen ohne Störungen liegen (siehe auch Kapitel 4.2.1). Nach der Auswahl von Neupunkten kann die Modellinversion entsprechend dem Verfahren aus Kapitel 3.5 durchgeführt werden. Zur Erstellung flächenhafter Karten müssen nach der Schätzung der Vegetationsparameter die Vegetationsparameter zwischen den Neupunkten interpoliert werden. Dieser Schritt ist unproblematisch und kann mit einfachen Interpolationsverfahren bewerkstelligt werden. Mögliche Ausreißer sollten jedoch vor der Interpolation eliminiert werden.

### 5.3.3 Glättung der Fernerkundungsdaten

In diesem Kapitel wird der Einsatz von Glättungsfiltern zur Verringerung des Sensorrauschens und des Einflusses von Störsignalen diskutiert. Der Einsatz von Glättungsfiltern hat zum Ziel, Effekte durch hochfrequentes Rauschen im Bild zu verringern oder kleine Strukturen zu unterdrücken, die für die Anwendung des Verfahrens als unbedeutend oder störend angesehen werden. Beim neuen Schätzverfahren sind dies vor allem die Verringerung oder Elimination des Sensorrauschens, der Bewirtschaftungsspuren und sonstiger Störungen innerhalb der Schläge. Ein oft verwendeter Glättungsfilter ist der Mittelwert-Filter, bei dem ein Grauwert des neuen Bildes als ungewichtetes Mittel seiner benachbarten Grauwerte im Ausgangsbild berechnet wird. Zur Unterdrückung einzelner lokaler Ausreißer wird oft auch der (nichtlineare) Medianfilter eingesetzt. Ein Grauwert des neuen Bildes wird hierbei als der mittlere der sortierten Grauwerte des Ausgangsbildes festgelegt, die im Bereich der Filtermaske liegen.

Abbildung 5.6 zeigt die Einsatzmöglichkeiten verschiedener Glättungsfilter. Dabei wird unterschieden, ob Bereiche mit Störsignalen vor der Glättung detektiert und eliminiert worden sind (unterer Teil) oder durch die Glättung selbst eliminiert werden (oberer Teil). Ziel ist, die störenden Einflüsse durch Bewirtschaftungsspuren, Verunkrautungen, usw. zu eliminieren, da diese Signale bei Anwendungen in der Teilschlagbewirtschaftung oder den Bodenkunde keine Rückschlüsse auf die Bodengüte zulassen. Die *Daedalus* Scannerdaten vom Schlag 10 (Kanal 3) wurden mit einem Mittelwertfilter der Filtergröße  $5 \times 5$  einmal mit vorheriger Elimination von störenden Einflüssen und einmal ohne geglättet. Bei der Glättung ohne vorheriger Elimination zeigen sich Reste von Störsignalen, z. B. Fahrspuren, die nur mit noch größeren Filtern eliminiert werden könnten (siehe *b*). Im Gegensatz dazu wird bei vorhergehender Elimination der Einfluss von Störsignalen bei relativ geringem Glättungsgrad weitgehend eliminiert (siehe *d*). Um eine flächenhafte Darstellung der geglätteten Scannerdaten zu erhalten, wurde in den ausmaskierten Bereichen innerhalb des Schlages interpoliert.



**Abbildung 5.6.** Einsatzmöglichkeiten lokaler Operatoren zur Unterdrückung von Störsignalen am Beispiel von *Daedalus* Scannerdaten (Kanal 3).

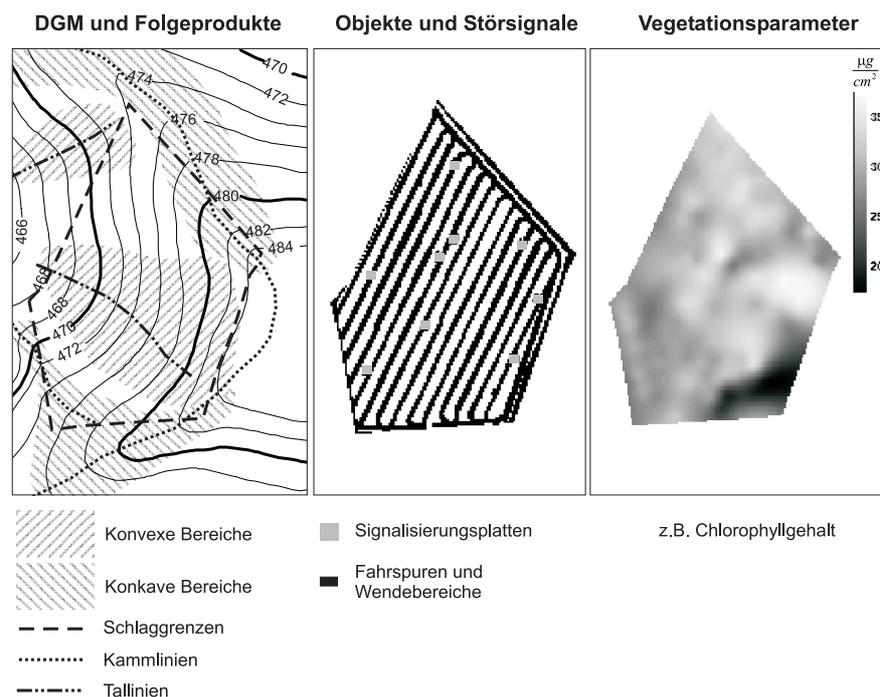
Die einzelnen Störsignale können entweder manuell oder durch automatische Verfahren selektiert werden. Im Anhang A.5 werden beispielhaft Bildverarbeitungsmethoden zur automatischen Detektion von Störsignalen vorgestellt.

## 5.4 Anwendungen des neuen Schätzverfahrens

In diesem Kapitel werden einige Aspekte zur Anwendung des Verfahrens in der Teilschlagbewirtschaftung und der Bodenkunde erläutert. In der Teilschlagbewirtschaftung und Bodenkunde bieten sich verschiedene Anwendungsmöglichkeiten für Fernerkundungsprodukte im allgemeinen und für die geschätzten Vegetationskarten des neuen Schätzverfahrens im speziellen. Ein Überblick über potentielle Anwendungsmöglichkeiten ist in (MORAN et al. 1997) zu finden. Eine direkte Unterstützung des betrieblichen Ablaufs in der Teilschlagbewirtschaftung durch die Methoden der Fernerkundung ist mit den zur Zeit verfügbaren Sensoren und Systemen schwierig, da aufgrund der Dauer der Datenprozessierung und der Wetterabhängigkeit der Einsatz der Fernerkundung gehemmt wird. Allgemein besteht jedoch durchaus Potential bei der Ertragsschätzung, Dokumentation von Pflanzen- und Bodeneigenschaften, Dokumentation von Schäden, zur Bestimmung lokaler meteorologischer Bedingungen usw.

Im folgenden werden Einsatzmöglichkeiten der geschätzten Vegetationsparameterkarten in der Teilschlagbewirtschaftung diskutiert.

Hochauflösende Informationen über die räumlichen Eigenschaften des Bodens sind wichtige Datengrundlagen in der Teilschlagbewirtschaftung, da der Boden maßgeblichen Einfluss auf den Ernährungs- und Entwicklungszustand der Pflanzen hat. Verschiedene Produkte aus optischen Fernerkundungsdaten (siehe Abbildung 5.7) können als Datengrundlage für eine Ableitung von Bodenparametern verwendet werden: Geländemodelle mit daraus abgeleiteten Parametern, Karten



**Abbildung 5.7.** Überblick über Fernerkundungsprodukte, die als Planungs- und Datengrundlage für Anwendungen in der Teilschlagbewirtschaftung und in der Bodenkunde verwendet werden.

mit Vegetationsparametern und Karten mit Fahrspuren, Schäden und Störsignalen innerhalb landwirtschaftlicher Schläge, wobei die letzten beiden Produkte Ergebnisse des neuen Schätzverfahrens sind.

Landwirtschaftlich relevante Bodenparameter können nicht direkt aus den Fernerkundungsdaten abgeleitet werden, da die Vegetation das Bodensignal unterdrückt, und auch aus dem Signal des Oberbodens wenige Rückschlüsse über die räumlichen Bodeneigenschaften gezogen werden können. Eine Lösung sind bioindikative Ansätze, bei denen Bodeneigenschaften aus den Eigenschaften der Pflanzen abgeleitet werden. (SELIGE 1993) wies einen linearen empirischen Zusammenhang zwischen der totalen Trockenmasse der Pflanzen und der nutzbaren Feldkapazität des Wurzelraums einerseits und zwischen der totalen Trockenmasse und den Sensorgrauwerten einzelner Kanäle des *Daedalus* Scanners andererseits nach. Falls genügend Stützstellen vorhanden sind, können somit aus Fernerkundungsdaten Eigenschaften der Pflanzen und von diesen wiederum Bodeneigenschaften abgeleitet werden. Diese Vegetationsparameterkarten, z. B. der Trockenmasse, sind auch Ergebnisse des neuen Schätzverfahrens und können als Ausgangsdaten für diesen bioindikativen Ansatz verwendet werden. Um die Vorteile des neuen Verfahrens, insbesondere die geringe Anzahl an benötigten Stützstellen, auch zur Ableitung von Bodenparametern besser nutzen zu können, muss auch die Entwicklung verbesserter Pflanzen-Boden Modelle vorangetrieben werden. Ziel dieser Modelle sollte sein, auch den Zusammenhang zwischen den Pflanzen und dem Boden mit allgemeingültigen und mehr physikalisch basierten Modellen zu beschreiben.

Dieser bioindikative Ansatz könnte durch andere Datengrundlagen unterstützt werden. Zur Ableitung von Bodeneigenschaften sind Geländemodelle und daraus abgeleitete Produkte nützlich (siehe Abbildung 5.7). Das Programm SARA (KÖTHE und LEHMEIER 1993) berechnet Kamm- und Tallinien, sowie konvexe und konkave Hangbereiche aus Geländemodellen. Diese Informationen allein können schon zur Vorhersage von bestimmten Bodeneigenschaften verwendet werden, z. B. die Vorhersage von Schwemmböden in Talbereichen.

Menschliche Eingriffe durch die Bewirtschaftung haben starken Einfluss auf die Bodeneigenschaften. Beim neuen Schätzverfahren werden Fahrspuren, Schäden und andere Störsignale kartiert, um die entsprechenden Regionen von der Modellinversion auszuschließen (siehe Abbildung 5.7). Diese Karten können als zusätzliche Datengrundlage für eine Bewertung des Bodens oder als Zusatzinformation für die Teilschlagbewirtschaftung herangezogen werden. So verdichtet sich z. B. der Boden in Bereichen von Fahrspuren und Wendebereichen durch die Belastung mit landwirtschaftlichen Nutzfahrzeugen, und hat veränderte Bodeneigenschaften zur Folge.

Wesentliche Genauigkeitssteigerung bei der Erstellung von hochauflösenden Bodenkarten wird durch Fusion verschiedener Sensoren und Daten erwartet. Denkbar ist die Fusion von Daten optischer Sensoren, SAR-Sensoren und Sensoren im Nahbereich sowie eine Fusion mit vorhandenen GIS-Daten und Geländemodellen. Diese vielversprechenden Ansätze zur hochauflösenden Bestimmung der räumlichen Bodeneigenschaften sind Gegenstand weiterer Forschung.

## 6. Diskussion und Ausblick

### 6.1 Zusammenstellung des Verfahrens

Die Gewinnung von Informationen über die Vegetation aus optischen Fernerkundungsdaten ist ein Langzeit-Forschungsziel. Die Vielfältigkeit der Sensoren, der Landbedeckungen und der Anwendungen erfordert übertragbare Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern. Die Komplexität der betroffenen Medien, der Atmosphäre, der Vegetation und des Bodens, erschwert jedoch die Entwicklung von einfachen übertragbaren Verfahren. Derzeit werden zur Schätzung der Vegetationsparameter hauptsächlich empirische und semi-empirische Verfahren eingesetzt, deren Einsatz begrenzt ist, da sich die empirisch gewonnenen Erkenntnisse nicht auf unterschiedliche Zeitpunkte und Objekte übertragen lassen. Zur Bestimmung der funktionalen Zusammenhänge sind zudem zeitaufwändige Messungen an Stützstellen erforderlich. Diese Einschränkungen führten in den letzten Jahren zur Entwicklung von mehr physikalisch basierten Verfahren, bei denen der Strahlungstransport innerhalb der Atmosphäre, der Vegetation und am Boden modelliert wird.

Ziel dieser Arbeit war die Entwicklung eines neuen Verfahrens zur Schätzung von Vegetationsparametern zur Anwendung in der Teilschlagbewirtschaftung, das die Vorteile einer empirischen und physikalischen Modellierung verbindet, den erforderlichen Messaufwand reduziert und die Anforderungen der Landwirtschaft bzgl. räumlicher Auflösung und Genauigkeit erfüllt. Ergebnisse dieses Verfahrens sind hochauflösende Karten von Vegetationsparametern, welche die Variabilität der Vegetation innerhalb der Schläge kontinuierlich darstellen und die als Datengrundlagen für weitere agrar- und bodenwissenschaftlichen Untersuchungen verwendet werden können. Dieses Verfahren grenzt sich von den Klassifizierungs- und Segmentierungsverfahren ab, da die Vegetationsparameter quantitativ, kontinuierlich und ohne Einteilung in einzelne Klassen geschätzt werden.

Zur Schätzung der Vegetationsparameter wird der funktionale Zusammenhang zwischen Vegetationsparametern und Fernerkundungsdaten benötigt, der mit bereits bestehenden physikalischen Strahlungstransport-Modellen hergeleitet wird. Die Besonderheit dieses neuen semi-empirischen Verfahrens besteht in der empirischen Anpassung der physikalischen Modelle mit Verwendung von Messungen an spektralen Passpunkten (=Bodenkontrollpunkte). Durch die Anpassung wird die Inversion physikalischer Modelle mit ausreichenden Genauigkeiten ohne erhöhtem Modellierungs- und Messaufwand ermöglicht. Die Stärke des neuen Verfahrens liegt darin, dass für erhöhte Genauigkeiten Messwerte der Zielparameter genutzt werden ohne dass die exakte Modellierung des Strahlungstransports und die genaue Messung der konstanten Eingabeparameter mit hohem Aufwand erforderlich wäre.

Bei der Modellinversion werden die Eingabeparameter der physikalischen Modelle in vier variable Parameter und der Rest in konstante Parameter eingeteilt. Die variablen Parameter sind die Unbekannten der Modellinversion und können an jeder beliebigen Position innerhalb eines Schlages geschätzt werden, während die konstanten Parameter für einen kompletten Datensatz konstant gehalten und als bekannt in die Modellinversion eingeführt werden. Die Einteilung der konstanten und variablen Parameter basiert auf der Annahme, dass sich die schlaginternen Muster der Vegetation durch die Variation der vier variablen Parameter, Blattflächenindex, Chlorophyllgehalt, spez. Trockenmasse und spez. Wassergehalt, beschreiben lassen. Die Modellinversion wird mit einer simultanen Ausgleichung im *Gauß-Markov* Modell durchgeführt bei der die erforderlichen Näherungswerte mit Hilfe eines globalen Optimierungsverfahrens, dem simulierten annealing geschätzt werden.

### 6.2 Bewertung der Ergebnisse

Die vorliegende Arbeit beschreibt ein Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern aus multispektralen Fernerkundungsdaten durch Inversion von physikalischen Modellen und einem empirischen Modell. Die Invertierbarkeit der verwendeten Modelle wurde für vier variable Vegetationsparameter anhand synthetischer und realer Daten nachgewiesen. Die Untersuchungen basieren auf der Verwendung eines *Daedalus* Multispektralscanners und Winterweizen als Testfrucht.

Im folgenden werden die Ergebnisse der Untersuchungen diskutiert und die Stärken und Schwächen des Verfahrens erläutert.

**Genauigkeitsniveau:** Das Genauigkeitsniveau beim neuen Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern ist allgemein niedrig. Dieses niedrige Niveau bestätigt sich auch durch einen Vergleich mit den Ergebnissen verschiedener empirischer und semi-empirischer Standardschätzverfahren. Im Idealfall liegen die maximalen  $RMS_{\mu}$  Genauigkeiten zwischen 5% beim Chlorophyllgehalt und 14% beim spezifischen Wassergehalt. Simulationen zeigen, dass diese Fehler unter bestimmten Voraussetzungen bis auf über 50% ansteigen können. Die prozentualen Fehlerangaben sind auf den jeweiligen Mittelwert bezogen. Übertragen auf den gesamten invertierbaren Wertebereich bedeutet dies, dass der Fehler z. B. im Fall der spezifischen Trockenmasse bis zu 80% des gesamten invertierbaren Wertebereichs steigen kann. Dieses Genauigkeitsniveau tritt v.a. bei Parametern nahe dem Sättigungsbereich, bei dunklem Boden oder kleinen Skalierungsfaktoren auf. In diesen Fällen wäre eine Modellinversion praktisch nicht durchführbar. Diese ungünstigen

Konstellationen traten bei den Untersuchungen mit den realen Daten nicht auf, so dass hier Genauigkeiten von besser als 50% bei allen variablen Vegetationsparametern erreicht wurden. Beim neuen Verfahren werden die Anforderungen der Teilschlagbewirtschaftung in bezug auf die erreichten Genauigkeiten erfüllt, da die erreichten Genauigkeiten in etwa den Genauigkeiten entsprechen, die mit den verschiedenen einfachen Bodenmessverfahren erreicht worden sind.

Bei der Beurteilung der Genauigkeiten sollte grundsätzlich beachtet werden, dass das niedrige Genauigkeitsniveau nicht nur ein Problem bei den Methoden der Fernerkundung ist, sondern auch bei den Messungen der Vegetationsparameter vor Ort. Das bedeutet, solange die Genauigkeit der Messverfahren vor Ort nicht gesteigert wird, werden auch die Methoden der Fernerkundung nicht genauer sein. Für die Fernerkundung bedeutet dies, dass viele Vereinfachungen und Annahmen, die bei der Modellentwicklung getroffen worden sind, gerechtfertigt sind, solange bei den Messverfahren vor Ort auch ähnliche Vereinfachungen und Modellannahmen vorgenommen werden.

**Konvergenz der Modellinversion:** Probleme bereitet die schlechte Konvergenz einzelner Punkte, d.h. das Verlassen des Definitionsbereichs von Vegetationsparametern an einzelnen Punkten verhindert u.U. die Schätzung der Vegetationsparameter. Das Verlassen des Definitionsbereichs wird in diesem Verfahren durch die spezielle Konstruktion der Differenzfunktion und durch verschiedene Modifikationen der simultanen Ausgleichung verhindert. Eine allgemeine Verringerung des Genauigkeitsniveaus, z. B. durch Verwendung eines falschen Bodenreflexionsgrads, kann jedoch dazu führen, dass die gesamte Modellinversion nicht konvergiert, da alle Punkte den Definitionsbereich verlassen. Die Gründe für die schlechte Konvergenz sind die Sättigung der Parameter, die begrenzten Definitionsbereiche und das allgemein niedrige Genauigkeitsniveau. Bei der Untersuchung des Konvergenzverhaltens erwiesen sich die globalen nicht-gradientenbasierten Schätzverfahren, wie z. B. das simulierte annealing, deutlich robuster als die gradientenbasierte „Kleinste Quadrate“ Ausgleichung. Eine exakte Vorhersage des Konvergenzverhaltens ist *a priori* nicht möglich. Indikatoren für das Verlassen des Definitionsbereichs und somit für die Konvergenz der Modellinversion sind die theoretischen, *a priori* Standardabweichungen der Vegetationsparameter.

**Vegetationsparameter:** Beim neuen Schätzverfahren wird zum einem der Informationsgehalt multispektraler Fernerkundungsdaten zur Schätzung von vier Vegetationsparametern weitgehend genutzt, zum anderen wird die Genauigkeit der geschätzten Vegetationsparameter durch Einführung von Bodenmessungen auf das Genauigkeitsniveau der Bodenmessungen gehoben. Eine Schätzung von mehr als vier Vegetationsparametern ist bei der vorgegebenen Konfiguration praktisch nicht möglich, da die Genauigkeiten insgesamt stark abnehmen, und Mehrdeutigkeiten bei der Inversion zunehmen. Interessante zusätzliche Zielparameter wären v.a. der Bodenreflexionsgrad und die Blattwinkelverteilung. Diese Parameter haben sowohl Einfluss auf das Fernerkundungssignal und verändern sich auch innerhalb eines Schlages. Dies bedeutet auch, dass eine Fixierung dieser Parameter auf konstante Werte meist nicht der Realität entspricht. Allgemein ist dies ein Problem der meisten Schätzverfahren, da der Bodenreflexionsgrad und die Blattwinkelverteilung meist nicht schätzbar sind und als bekannt vorausgesetzt werden müssen.

**Modellfehler und systematische Fehler:** Eine Stärke des Verfahrens ist die Eliminierung der Modellfehler und der systematischen Fehler durch das empirische Modell. Gleichzeitig ist dies mit einer erheblichen Genauigkeitssteigerung gegenüber der herkömmlichen Inversion physikalischer Modelle verbunden. Untersuchungen mit synthetischen und realen Daten zeigen die Leistungsfähigkeit des verwendeten linearen empirischen Modells. Schon bei Verwendung von zwei Bodenkontrollpunkten kann der Einfluss von Modellfehlern und Fehlern in den konstanten Parametern eliminiert werden. Einzig der Bodenreflexionsgrad verursacht nichtlineare Verzerrungen und sollte näherungsweise bekannt sein. Problematisch erscheinen jedoch die systematischen Fehler bei den Messungen der variablen Vegetationsparameter. Diese können nicht durch das empirische Modell eliminiert werden und wirken sich voll auf das Schätzergebnis aus.

**Rechenzeit:** Ein Schwachpunkt des neuen Verfahrens sind die langen Rechenzeiten der Modellinversion v.a. bei großen Datenmengen. Bei der Modellinversion treten drei rechenintensive Einzelschritte auf: die Beschaffung von Näherungswerten einmalig vor der ersten Iteration sowie die numerische Berechnung der partiellen Ableitungen und die Inversion der Normalgleichungsmatrix pro Iteration. Die benötigte Rechenzeit richtet sich dabei hauptsächlich nach der Anzahl der Neupunkte, die sich wiederum aus der Größe des Schlages und der Größe der schlaginternen Strukturen ableitet. Eine Reduzierung der Rechenzeit könnte u.a. eine Optimierung des Programmcodes oder die Verwendung von „Look up“ Tabellen bringen. Letztere könnten verwendet werden, die Rechenzeiten des simulierten annealings zu reduzieren. So könnten „Look up“ Tabellen mit Näherungswerten mit Hilfe des simulierten annealings erstellt werden und dann für beliebig viele Neupunkte verwendet werden.

**Bodenreflexionsgrad:** Ein Problem bei der Modellinversion bereitet der Bodenreflexionsgrad. Für akzeptable Schätzergebnisse sollte der Bodenreflexionsgrad näherungsweise bekannt sein. Zudem muss der Bodenreflexionsgrad für einen kompletten Datensatz konstant belassen werden, was meist nicht der Wirklichkeit entspricht. Der Bodenreflexionsgrad hat Einfluss auf die erzielten Genauigkeiten und das Konvergenzverhalten der Modellinversion. Aufgrund der Vielzahl an Parametern und der Abschwächung des Bodensignals durch die Vegetation ist der Bodenreflexionsgrad auch nicht schätzbar. Abhilfe könnte die Schätzung typisierter Bodenparameter bringen, d.h. durch eine Typisierung des Bodenreflexionsgrades, z. B. eines Bodenheiligkeitsparameters (BOWERS und HANKS 1965, DUKE und GUERIF 1998), könnte die Anzahl der unbekanntenen Bodenreflexionsparameter verringert werden. Grundsätzlich wäre dann z. B. eine Schätzung eines einfachen Bodenheiligkeitsparameters bei spärlichem Bewuchs möglich. Das grundsätzliche Problem, dass das

Bodensignal bei dichter Vegetation zu schwach wird, bleibt jedoch bestehen. Ein Inversionsverfahren müsste dann mit Hilfe eines Schwellwerts automatisch zwischen dichter und spärlicher Vegetation unterscheiden.

**Kanäle:** Ein Ergebnis bei der Modellinversion mit realen Daten ist die unterschiedliche Qualität einzelner Kanäle und Wellenlängenbereiche. Während die physikalische Modellierung bei den Kanälen im visuellen Bereich und im mittleren Infrarot zuverlässig ist, treten bei Kanälen an der roten Kante und im nahen Infrarot größere Abweichungen auf. Diese Abweichungen lassen sich in den jeweiligen Kanälen auch nur sehr bedingt durch ein lineares empirisches Modell beschreiben. Eine physikalische Begründung für die unterschiedliche Qualität kann in den getesteten Fällen gegeben werden (siehe Kapitel 4.3.2), jedoch lässt sich das schlechte Abschneiden nicht grundsätzlich auf andere Datensätze übertragen. Deshalb wird auch keine allgemeine Empfehlung zum Weglassen der betreffenden Kanäle gegeben. Zudem sind gerade die Kanäle im nahen Infrarot besonders sensitiv gegenüber bestimmten Parametern, wie dem Blattflächenindex oder der spezifischen Trockenmasse, so dass ein Weglassen dieser Kanäle im Widerspruch zur physikalischen Modellierung stehen würde.

**Schlussfolgerung:** Das neue Verfahren schätzt durch Inversion von verschiedenen physikalischen und einem empirischen Modell vier Vegetationsparameter mit minimalem Messaufwand auf einem Genauigkeitsniveau, das dem Genauigkeitsniveau verschiedener Standardverfahren und der Bodenmessungen gleicht. Durch das lineare empirische Modell lässt sich ein Großteil der Modellfehler der physikalischen Modelle eliminieren, und die Genauigkeiten lassen sich im Vergleich zu einer rein physikalisch basierten Modellinversion erhöhen. Der wesentliche Vorteil des neuen Schätzverfahrens liegt weniger in einer Genauigkeitssteigerung gegenüber Standardverfahren, sondern in der robusteren physikalischen und empirischen Modellierung, die es erlaubt, mit einer geringen Anzahl von Bodenkontrollpunkten zuverlässige Schätzergebnisse zu erhalten. Zudem berücksichtigt diese Art der Modellierung verschiedene Einflussfaktoren auf das Fernerkundungssignal und gegenseitige Abhängigkeiten zwischen den Vegetationsparametern. Weiterhin ist das neue Schätzverfahren universell einsetzbar und lässt sich leicht auf andere Aufnahmekonstellationen übertragen.

## 6.3 Ausblick

Viele empirische und semi-empirische Verfahren zur Schätzung von Vegetationsparametern sind entwickelt worden und werden bereits in der Landwirtschaft und insbesondere in der Teilschlagbewirtschaftung eingesetzt. Entwicklungsbedarf besteht jedoch weiterhin an mehr physikalisch basierten Inversionsverfahren, um die Nachteile der empirischen Verfahren zu überbrücken. Derzeit sind rein physikalisch basierte Inversionsverfahren aufgrund ihrer niedrigen Genauigkeit noch nicht in der Praxis einsetzbar, da eine Beschreibung der komplexen und vielfältigen Strukturen der Vegetation nur mit erhöhtem Modellierungs- und Messaufwand möglich ist.

Das Endziel ist die Entwicklung eines universell einsetzbaren Verfahrens zur Schätzung von Vegetationsparametern, das die Anforderungen der Landwirtschaft und der Bodenwissenschaften bzgl. der Genauigkeiten auch ohne zusätzliche Messungen am Boden erfüllt und das durch weitere Verkürzung der Prozessierungszeiten schnell und flexibel einsetzbar ist.

Höhere Genauigkeiten ohne oder nur mit sehr geringem Messaufwand könnten durch den Einsatz weiterentwickelter Sensoren und verbesserter physikalischer Modelle erreicht werden. In einem ersten Schritt könnte untersucht werden, ob der Einsatz hyperspektraler Sensoren Vorteile bringt. Dies müsste mit der Entwicklung der physikalischen Modelle einhergehen, welche auch die feinen spektralen Charakteristika der Vegetation modellieren. Erst dann könnte der zusätzliche Informationsgehalt in den hyperspektralen Fernerkundungsdaten bestmöglich genutzt werden. Eine weitere Verbesserung wäre die Spezialisierung der physikalischen Modelle auf einzelne Fruchtarten, womit die Modellfehler weiter verringert werden könnten. Die Entwicklung verfeinerter Modelle birgt jedoch die Gefahr einer Überparametrisierung und einer einhergehenden Verschlechterung der Invertierbarkeit. Dieser Umstand zeigt ein grundsätzliches Problem der Fernerkundung, falls aus einer geringen Anzahl „entfernter“ Messungen eine Vielzahl komplexer Parameter abgeleitet werden sollte. Deshalb sollte man sorgfältig abwägen, welche Ansprüche an die Fernerkundung gestellt werden können, da manche Anforderungen nicht erfüllt werden können.

Das Potential der Fernerkundung, relevante und bedeutende Informationen flächenhaft zur Verfügung zu stellen, wird in Zukunft nur mit der Weiterentwicklung von Sensoren, Modellen und Verfahren vollkommen ausgeschöpft werden.

## A. Anhang

### A.1 Die allgemeine Strahlungstransport-Gleichung

#### A.1.1 Beschreibung

Die allgemeine Strahlungstransport-Gleichung (CHANDRASEKHAR 1960) (siehe Gleichung A.1) ist die Grundlage vieler physikalischer Modelle. Diese Gleichung beschreibt eindimensional die Strahlungsdichteverteilung  $L(z, \vec{\Omega}, \lambda)$  in Medien mit einer einheitlichen Bestrahlung ohne Polarisation, Strahlungsquellen innerhalb der Vegetationsschicht, thermalen Strahlungsquellen und frequenzverschiebenden Wechselwirkungen (z.B. Fluoreszenz) in Abhängigkeit von der Tiefe  $z$ , der Wellenlänge  $\lambda$  und Strahlungsrichtung  $\vec{\Omega}$ . Durch Lösung dieser Gleichung kann die Strahlungsdichteverteilung in einer beliebigen Tiefe, für eine Richtung  $\vec{\Omega}(\mu, \phi)$  abhängig von der Richtung der einfallenden Strahlung  $\vec{\Omega}(\mu, \phi)$  berechnet werden. Die Strahlungsrichtung (auch Beobachtungsrichtung)  $\vec{\Omega}$  wird durch das Azimut  $\phi$  sowie durch die Zenitdistanz  $\theta$  beschrieben und die Richtung der auftreffenden Strahlung  $\vec{\Omega}$  durch das Azimut  $\phi$  sowie durch die Zenitdistanz  $\theta$ . Die Gesamtdicke des Mediums sei  $T$ .

$$-\mu \frac{dL(z, \vec{\Omega}, \lambda)}{dz} + \sigma_e(z, \vec{\Omega}, \lambda) L(z, \vec{\Omega}, \lambda) = \int_{4\pi} \sigma_s(z, \vec{\Omega} \rightarrow \vec{\Omega}, \lambda) L(z, \vec{\Omega}, \lambda) d\vec{\Omega} \quad (\text{A.1})$$

Die Terme links vom Gleichheitszeichen beschreiben die Strahlungsdichteverteilung einschließlich der Absorption der Strahlung in Richtung des Beobachters. Diese wird den aus allen Raumrichtungen in Richtung des Beobachters gestreuten Photonen gleichgesetzt (Term rechts vom Gleichheitszeichen). Für die Berechnung der aus allen Raumrichtungen gestreuten Photonen wird die Strahlungsdichteverteilung der Einstrahlung  $L(\tau, \vec{\Omega}, \lambda)$  mit einem Streukoeffizienten  $\sigma_s(z, \vec{\Omega} \rightarrow \vec{\Omega}, \lambda)$  multipliziert und über den gesamten Halbraum integriert. Der Streukoeffizient ist der Anteil der Strahlung, der aus einer Einfallrichtung in die Beobachtungsrichtung gestreut wird. Der Auslöschungskoeffizient  $\sigma_e$  beschreibt den Anteil der Strahlung, der in Richtung zum Beobachter auf Blätter trifft und ausgelöscht wird.

#### A.1.2 Anpassung an Vegetationsschichten

Ziel bei der Entwicklung von physikalischen Strahlungstransport-Modellen ist es, die Strahldichte in Beobachtungsrichtung und daraus den Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht in Abhängigkeit von biophysikalischen und biochemischen Parametern zu berechnen. Für die Lösung des Differentialgleichungssystems werden je nach Modell verschiedene Modellannahmen bzgl. der Vegetationsschicht getroffen: Einzige Bestandteile der Vegetationsschicht sind Blätter, deren Anordnung und Lage allgemein mit den Parametern Blattflächendichte  $d_L(z)$  und Blattwinkelverteilungsfunktion  $g_L(z, \vec{\Omega}_L)$  mit dem Blattwinkel  $\vec{\Omega}_L(\theta_L, \mu_L)$  modelliert werden. Aufgrund dieser Modellannahmen lassen sich die Auslöschungs- und Streukoeffizienten in Abhängigkeit von Parametern der Pflanzenarchitektur berechnen.

$$\sigma_e(z, \vec{\Omega}, \lambda) = G(z, \vec{\Omega}) d_L(z) \quad (\text{A.2})$$

$$\text{mit } G(z, \vec{\Omega}) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} d\theta_L \int_0^1 d\mu_L g_L(z, \vec{\Omega}_L) |\vec{\Omega}_L \cdot \vec{\Omega}| \quad (\text{A.3})$$

Der Auslöschungskoeffizient  $\sigma_e$  beschreibt den Anteil der Strahlung, der in Richtung zum Beobachter auf Blätter trifft und ausgelöscht wird. Dieser ist abhängig von einem Geometriefaktor  $G(z, \vec{\Omega})$ , der den in Beobachtungsrichtung projizierten Anteil der Blattfläche angibt und sich durch Integration über alle Blattwinkel des Produkts aus Blattwinkelverteilung und Zwischenwinkel  $|\vec{\Omega}_L \cdot \vec{\Omega}|$  berechnet.

Der Streukoeffizient  $\sigma_s$  modelliert den Anteil der Gesamtstrahlung, der aus der Bestrahlungsrichtung ankommt, mit einem Blatt zusammentrifft und in die Beobachtungsrichtung gestreut wird. Die Streueigenschaften innerhalb der Vegetationsschicht werden mit Hilfe einer Streuverteilungsfunktion  $f(\vec{\Omega}' \rightarrow \vec{\Omega}, \vec{\Omega}_L)$  abhängig vom Blattwinkel  $\vec{\Omega}_L$  modelliert. Durch Integration über alle Blattwinkel erhält man so den Streukoeffizienten in Abhängigkeit von der Blattflächendichte und der Blattwinkelverteilungsfunktion.

$$\sigma_s(z, \vec{\Omega} \rightarrow \vec{\Omega}) = \frac{d_L(z)}{2\pi} \int_{2\pi} d\vec{\Omega}_L g_L(z, \vec{\Omega}_L) |\vec{\Omega}_L \cdot \vec{\Omega}| f(\vec{\Omega}' \rightarrow \vec{\Omega}, \vec{\Omega}_L) \quad (\text{A.4})$$

Folgende Modellannahmen zur Vereinfachung der Gleichungen können getroffen werden:

- Die Blätter reflektieren und transmittieren richtungsunabhängig:  $f(\vec{\Omega}' \rightarrow \vec{\Omega}, \vec{\Omega}_L) = \frac{\omega}{4\pi}$  mit  $\omega$  =Blattalbedo
- Die Blätter sind in der Tiefe homogen verteilt (Übergang zum Blattflächenindex):  $d_L(z) \rightarrow LAI$
- Die Neigung der Blätter ist unabhängig von der Tiefe und ist rotationsinvariant (Übergang zur vereinfachten Blattwinkelverteilungsfunktion):  $g_L(z, \Omega_L) \rightarrow LAD(\theta_L)$

Durch Vorgabe von Randbedingungen kann die allgemeine Strahlungstransport-Gleichung mit den verschiedensten analytischen und numerischen Methoden gelöst werden. Randbedingungen sind vorgegebene Werte der Strahlungsdichte an bestimmten Positionen der Vegetationsschicht, z. B. die Strahlungsdichte der einfallenden Strahlung an der Oberkante der Vegetationsschicht oder die Strahlungsdichte am Boden. Weitergehende Ausführungen zur Lösung der Strahlungstransport-Gleichung finden sich in (ASRAR 1989) und (MYNENI et al. 1989).

## A.2 Das Sensormodell

In diesem Kapitel wird die Berechnung von Sensorgrauwerten bei gegebenem Reflexionsgrad der Oberfläche, Globalstrahlung und Sensoreigenschaften erläutert. Aus dem Reflexionsgrad der Vegetationsschicht und der Globalstrahlung kann die zum Sensor gerichtete Strahldichte  $L_\lambda^{Sensor, OdV}$  an der Oberkante der Vegetationsschicht (OdV) berechnet werden (Gleichung A.5). Da in dieser Arbeit die Pfadeinstrahlung vernachlässigt wird, wird die zum Sensor gerichtete Strahldichte an der Oberfläche der Vegetationsschicht der direkt am Sensor auftreffenden Strahldichte  $L_\lambda^{Sensor}$  gleichgesetzt. Die Umwandlung der auftreffenden Strahldichten in Sensorgrauwerte  $g_{mod}^i$  erfolgt mit Hilfe der Kalibrierungsdaten des Sensors und den spektralen Empfindlichkeiten der einzelnen Kanäle. Sensoren messen die kontinuierlichen Strahldichten für jeden einzelnen Kanal integriert über einen bestimmten Wellenlängenbereich  $\lambda_1^i$  bis  $\lambda_2^i$  gemäß der spektralen Systemempfindlichkeit  $\Phi_i(\lambda)$  (Gleichung A.6). Daraus resultieren mittlere Strahldichten für die einzelnen Kanäle  $L_i^{Sensor}$ , die sich mit Hilfe der Kalibrierungskonstanten  $cal_i$  in die Sensorgrauwerte  $g_{mod}^i$  umrechnen lassen (Gleichung A.7).

$$L_\lambda^{Sensor} = \frac{\rho_{ODV}(\lambda, \vec{\Omega}, \vec{\Omega}) E_\lambda^{glob}}{\pi} \quad (A.5)$$

$$L_i^{Sensor} = \frac{\int_{\lambda_1^i}^{\lambda_2^i} \Phi_i(\lambda) L_\lambda^{Sensor} d\lambda}{\int_{\lambda_1^i}^{\lambda_2^i} \Phi_i(\lambda) d\lambda} \quad (A.6)$$

$$g_{mod}^i = \frac{L_i^{Sensor}}{cal_i} \quad (A.7)$$

Die Implementierung dieser Umrechnung beim neuen Schätzverfahren erfolgt durch numerische Integration unter Verwendung der Kalibrierungsdaten und Systemempfindlichkeiten des *Daedalus* Scanners. Der Integrationsbereich jedes Kanals wird durch die Systemempfindlichkeit des *Daedalus* Scanners  $\Phi_i(\lambda) \geq 10\%$  festgelegt und in einzelnen Stützstellen (bis zu sechs pro Kanal) unterteilt. Mittels numerischer Integration über diese Stützstellen werden diskrete Sensorgrauwerte  $g_{mod}^i$  für jeden Kanal berechnet.

## A.3 Ergänzungen zur Vierstrom-Approximation

### A.3.1 Die Koeffizienten der Vierstrom-Approximation

Das System der vier Differentialgleichungen (siehe Gleichungen 2.4 bis 2.7) ist die Grundlage der Vierstrom-Approximation. Es enthält neun unabhängige Absorptions-<sup>1</sup>, Abschwächungs-<sup>2</sup> und Streukoeffizienten<sup>3</sup>.

- $a$ : Diffuser Abschwächungskoeffizient
- $\sigma$ : Diffuser rückwärtsgerichteter Streukoeffizient
- $s$ : Direkter vorwärtsgerichteter Streukoeffizient
- $s'$ : Direkter rückwärtsgerichteter Reflexionskoeffizient

<sup>1</sup>Hier der Anteil der Strahlung, der auf Blätter trifft. Gemäß dieser Definition ist der Absorptionskoeffizient unabhängig vom jeweiligen Absorptionsvermögen der einzelnen Blätter.

<sup>2</sup>Aufgrund der Definition des Absorptionskoeffizienten gibt es einen Unterschied zwischen Absorption und Abschwächung der Strahlung. Zur Berechnung der wahren Abschwächung muss der Anteil der Strahlung, der in dieselbe Richtung weitergestreut wird, vom absorbierten Anteil abgezogen werden.

<sup>3</sup>Streuung in Abhängigkeit der Reflexions- und Transmissionseigenschaften der Blätter.

- $k$ : Absorptionskoeffizient der direkten Einstrahlung
- $K$ : Absorptionskoeffizient in Beobachtungsrichtung
- $\omega, \nu, u$ : Streuparameter der Strahlung in Beobachtungsrichtung

### A.3.2 Bestimmung der Absorptions- und Streukoeffizienten gemäß SAIL Modell

Ziel ist die Modellierung der neun Koeffizienten der Vierstrom-Approximation in Abhängigkeit von den biophysikalischen und biochemischen Vegetationsparametern und von der Aufnahme- und Beleuchtungsgeometrie. Im folgenden wird das Prinzip zur Berechnung dieser Koeffizienten gemäß dem SAIL Modell erläutert.

Grundlegende Größe ist der infinitesimale Anteil der Blattfläche  $d^3L(x, \theta_L, \phi_L)$ , der innerhalb der Intervalle  $\theta_L$  bis  $\theta_L + d\theta_L$  für die Blattneigung,  $\phi_L$  bis  $\phi_L + d\phi_L$  für das Blattazimut und einer infinitesimalen Schichtdicke  $dx$  liegt.

$$d^3L(x, \theta_L, \phi_L) = d_L dx \frac{d\phi_L}{2\pi} LAD(\theta_L) d\theta_L \quad (\text{A.8})$$

Im folgenden wird das Prinzip zur Berechnung der einzelnen Koeffizienten getrennt nach Absorption und Streuung erläutert.

Die Absorptionskoeffizienten der jeweiligen Strahlungsflüsse sind definiert als Quotient zwischen Änderung der Strahlungsdichte gegenüber der gesamten Strahlungsdichte.

$$\text{Absorptionskoeffizient} = \frac{\frac{dE_i}{dx}}{E_i} \quad (\text{A.9})$$

Zur Berechnung der Absorptionskoeffizienten wird die Änderung der Strahlungsdichte mit der Tiefe  $x$  benötigt. Diese Änderung kann aus dem Blattflächenanteil  $d^3L$  und den Absorptionseffizienten  $Q_i$  abgeleitet werden. So ergibt der Anteil der Blattfläche multipliziert mit den Absorptionseffizienzen  $Q_i$  der einzelnen Strahlungsflüsse und der gesamten Strahlungsdichte die absorbierten Strahlungsdichte  $d^3E_i$ .

$$d^3E_i = E_i Q_i d^3L(x, \theta_L, \phi_L) \quad (\text{A.10})$$

Die Absorptionseffizienz  $Q_i$  mit  $i \in [+, -, o, s]$  ist das Vermögen des Blattflächenanteils, mit dem jeweiligen Strahlungsfluss zusammenzutreffen, d.h. hier das Vermögen zu absorbieren. Dieses Vermögen hängt von der Beleuchtungs- und Aufnahmegeometrie ab, d.h. wie ist der Blattflächenanteil zum jeweiligen Strahlungsfluss orientiert. Die Absorptionseffizienzen im Falle einer diffusen Strahlung  $E_{\pm}$  sind gleich 1, da hier aufgrund der Isotropie der diffusen Strahlung keine geometrischen Verhältnisse berücksichtigt werden müssen. Zur Berechnung der Absorptionseffizienzen der gerichteten Strahlung  $E_{o/s}$  muss die Orientierung des Sonnenstrahls oder des Beobachtungsstrahls bzgl. des Blattflächenanteils berücksichtigt werden.

Die Gleichung zur Berechnung des Absorptionskoeffizienten aus der Blattflächendichte  $d_L$ , den Absorptionseffizienzen  $Q_i$  und der Blattwinkelverteilungsfunktion  $LAD$  lautet nun folgendermaßen:

$$\text{Absorptionskoeffizient} = \frac{d_L}{2\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \int_0^{2\pi} Q_i d\phi_L LAD(\theta_L) d\theta_L \quad (\text{A.11})$$

Der Streukoeffizienten der jeweiligen Strahlungsflüsse berechnen sich nach dem gleichen Prinzip und sind definiert als Quotient zwischen Änderung der Strahlungsdichte des gestreuten Strahlungsflusses  $E_2$  gegenüber dem auftreffenden Strahlungsfluss  $E_1$  mit  $1, 2 \in [+, -, o, s]$ . Die Gleichung zur Berechnung der Streukoeffizienten aus der Blattflächendichte  $d_L$ , den Streueffizienzen  $Q(E_1, E_2)$  und der Blattwinkelverteilungsfunktion  $LAD$  lautet folgendermaßen:

$$\text{Streukoeffizient} = \frac{\frac{dE_2}{dx}}{E_1} = \frac{d_L}{2\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \int_0^{2\pi} Q(E_1, E_2) d\phi_L LAD(\theta_L) d\theta_L \quad (\text{A.12})$$

Die Streueffizienzen  $Q(E_1, E_2)$  beschreiben das Vermögen des Blattflächenanteils den auftreffenden Strahlungsfluss  $E_{\pm, s}$  in den gestreuten Strahlungsfluss  $E_{\pm, o}$  umzuwandeln. Dieses Vermögen hängt von den Reflexions- und Transmissions-eigenschaften der Blätter und von der Beleuchtungs- und Aufnahmegeometrie ab. Mit ähnlichen Überlegungen wie bei den Absorptionskoeffizienten können nun die einzelnen Streukoeffizienten des Differentialgleichungssystems berechnet werden. Weiterführende Erläuterung zur Berechnung der Effizienzen und zur Lösung der Differentialgleichung finden sich in (VERHOEF 1984) und (VERHOEF 1985).

## A.4 Ergänzungen zur elliptischen Blattwinkelverteilung

In diesem Kapitel wird die Berechnung der elliptischen Blattwinkelverteilung (siehe auch Kapitel 2.1.1 ) erläutert. Für gegebenen modalen Blattwinkel  $\theta_M$  und der Exzentrizität  $\epsilon$  der Ellipse berechnet sich die Blattwinkelverteilung  $LAD$  folgendermaßen

$$LAD(\theta_L) = \frac{B_g}{\sqrt{1 - \epsilon^2 \cos^2(\theta_L - \theta_M)}} \quad (\text{A.13})$$

$$\text{mit } \epsilon = \sqrt{1 - \frac{a^2}{b^2}} \text{ und } B_g : \text{ Normalisierungsfaktor} \quad (\text{A.14})$$

Für erectophile Pflanzenarten lässt sich der modale Blattwinkel  $\theta_M$  und die Exzentrizität  $\epsilon$  aus dem mittleren Blattwinkel  $ALA$  und der Standardabweichung  $\sigma_{ALA}$  mit folgender Regressions-Funktion berechnen

$$\theta_M = \frac{1.02\sigma_{ALA} + 0.097ALA0.501}{\sigma_{ALA} + 0.366ALA0.767} \quad (\text{A.15})$$

$$\epsilon = 1 - e^{-\frac{ALA-1.02}{0.059(\theta_M^{1.02})}} \quad (\text{A.16})$$

## A.5 Bildverarbeitungsmethoden zur Elimination von Störsignalen

In diesem Kapitel wird die Detektion und Elimination von Störsignalen mit Hilfe von Bildverarbeitungsmethoden beschrieben. Regionen mit gestörter Vegetation sind vor der Modellinversion zu eliminieren, da eine Schätzung von Vegetationsparameter an diesen Stellen fehlschlägt oder zu falschen Ergebnissen führt. Neben einer arbeitsaufwändigen manuellen Detektion von gestörter Vegetation können auch Bildverarbeitungsmethoden eingesetzt. Als Datengrundlage stehen sowohl die *Daedalus* Scannerdaten als auch die hochauflösenden Orthophotos zur Verfügung. Verschiedene Bildverarbeitungsmethoden zur Detektion und Elimination von einzelnen Störsignalen werden im folgenden vorgestellt.

Zur Verdeutlichung des Einflusses von Störsignalen, insbesondere von Fahrspuren, auf die Scannerdaten sind in Abbildung A.1 gestörte Regionen in den Scannerdaten und den Orthophotos gegenübergestellt. Die Fahrspuren, die in den Orthophotos gut sichtbar sind (jeweils links), beeinflussen an den ausgewählten Positionen erkennbar die Scannerdaten (jeweils rechts), d.h. die betroffenen Pixel müssen eliminiert werden.

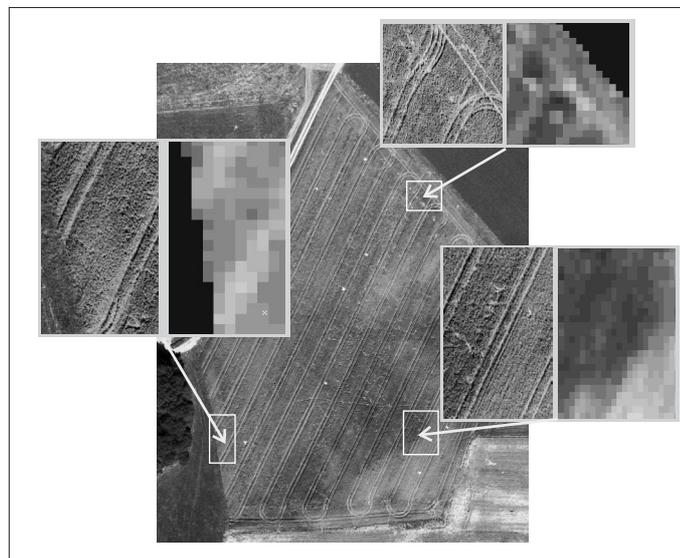


Abbildung A.1. Visualisierung von Störsignalen

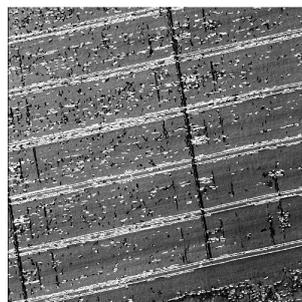
### A.5.1 Kantenfilter (Hochpassfilter)

Grauwertkanten kommen bei der Auswertung von digitalen Bildern eine hochrangige Bedeutung zu. Dies liegt vor allem an der Tatsache, dass Grauwertkanten in Bildern häufig physikalischen Kanten in der realen Welt entsprechen, die z. B. Abgrenzung und Struktur von Objekten vorgeben. Häufig verwendete Filter sind der Prewitt- und der Sobel-Operator. Besonders der Prewitt-Operator, jedoch auch der Sobel-Operator, zeigen aber Defizite hinsichtlich Isotropie und Sperrverhalten der Frequenzen. Daher sind Kantenfilter vorzuziehen, denen die Canny'schen Filterkriterien Detektionsgüte, Lokalisierungsgüte und Antwortgüte zugrunde gelegt sind. Analytische Untersuchungen zeigen, dass die erste Ableitung des Gaußfilters diese Kriterien in ausreichendem Maße erfüllt. Weitere Verbesserungen stellen die rekursiven Filter von Deriche und Lanser (DERICHE 1987, LANSEK und ECKSTEIN 1992) dar. Kantenfilter eignen sich u.a. für die Detektion von Ackergrenzen und Fahrspuren.

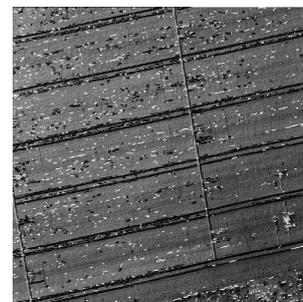
Abbildung A.2 zeigt ein automatisches Verfahren zur Detektion von geraden Fahrspuren aus hochauflösenden Orthophotos mit Hilfe des Lanser-Kantenfilters. Ausgehend vom Ausgangsbild (siehe *a*) werden zunächst alle Kanten im Orthophoto detektiert und von diesen alle Kanten in Richtung der Fahrspuren automatisch ausgewählt (siehe *b*). Die Richtung der Fahrspuren ergibt sich aus dem Maximum aller Kantenrichtungen. Anschließend werden parallele Linien mit einem Abstand entsprechend der Fahrspurbreite selektiert (siehe *c*). Für jedes parallele Geradenpaar wird der Abstand zum Bildursprung berechnet und daraus eine Verteilung berechnet [Hough Transformation (BALLARD 1981)]. Lokale Maxima dieser Verteilung weisen genauso wie einzelne sehr lange Geraden auf eine Fahrspur hin (siehe *d*). Die Vereinigungsmenge der Ergebnisse aus *d* bildet Fahrspuren (siehe *e*).



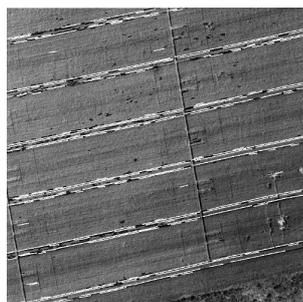
a) Ausgangsbild



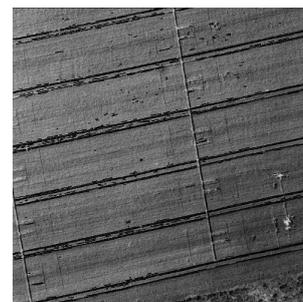
b) Linienextraktion mit Lanser Filter (schwarz) und Auswahl der Linien nach Hauptrichtung (weiss)



c) Suche nach Parallelen mit einem bestimmten Abstand (schwarz)



d) Auswahl der Parallelen an lokalen Maxima (schwarz) bzw. Auswahl einzelner langer Linien (weiss)



e) Fahrspur (schwarz) ist Vereinigungsmenge aus d)

**Abbildung A.2.** Automatische Detektion von Fahrspuren aus hochauflösenden Orthophotos

### A.5.2 Texturfilter

Textur ist ein maßstabsabhängiges flächenhaftes Phänomen, das strukturelle Eigenschaften wie die Wiederholung bestimmter Grundmuster mit statistischen Eigenschaften wie Energie, Mittelwert und Varianz verbindet. Dies gilt vor allem für Objekte der realen Welt wie Felder, Wald und Siedlungsgebiete. Auch Bewirtschaftungsspuren lassen sich zur Textur zählen. Textureigenschaften wie Maßstabsabhängigkeit und Regelmäßigkeit sowie statistische Grauwertmerkmale legen eine Analyse des Frequenzverhaltens nahe, wie sie z. B. mit dem Gabor-Filter durchgeführt werden kann. Hiermit lassen sich Frequenzen in Abhängigkeit ihrer Entfernung und Orientierung von der Null-Frequenz filtern, wodurch im Ortsraum nicht nur Bildbereiche detektiert werden, welche die spezifizierten Frequenzen beinhalten, sondern die zusätzlich nach der im Frequenzraum vorgegebenen Orientierung ausgerichtet sind. Texturfilter können u.a. zur Elimination von Störungen, die durch Fahrspuren, Unkraut, Krankheit oder Insektenbefall verursacht werden, eingesetzt werden.

Abbildung A.3 zeigt ein Verfahren zur Eliminierung von Fahrspuren aus Scannerdaten unter Verwendung eines Gabor-Filters. Das Ausgangsbild (siehe *a*) wird dazu fourier-transformiert (siehe Amplitudenspektrum in *b*). Die Multiplikation dieses Spektrums mit einem Gabor-Spektrum (siehe *c*), das an die Richtung der Fahrspuren angepasst worden ist, ergibt das Spektrum eines Bildes mit deutlich hervorgehobenen Fahrspuren. Die Rücktransformation zeigt die Anteile des Bildes mit hervorgehobenen Fahrspuren (siehe *d*). Die Subtraktion der Fahrspuren vom Ausgangsbild ergeben von Fahrspuren befreite Scannerdaten.

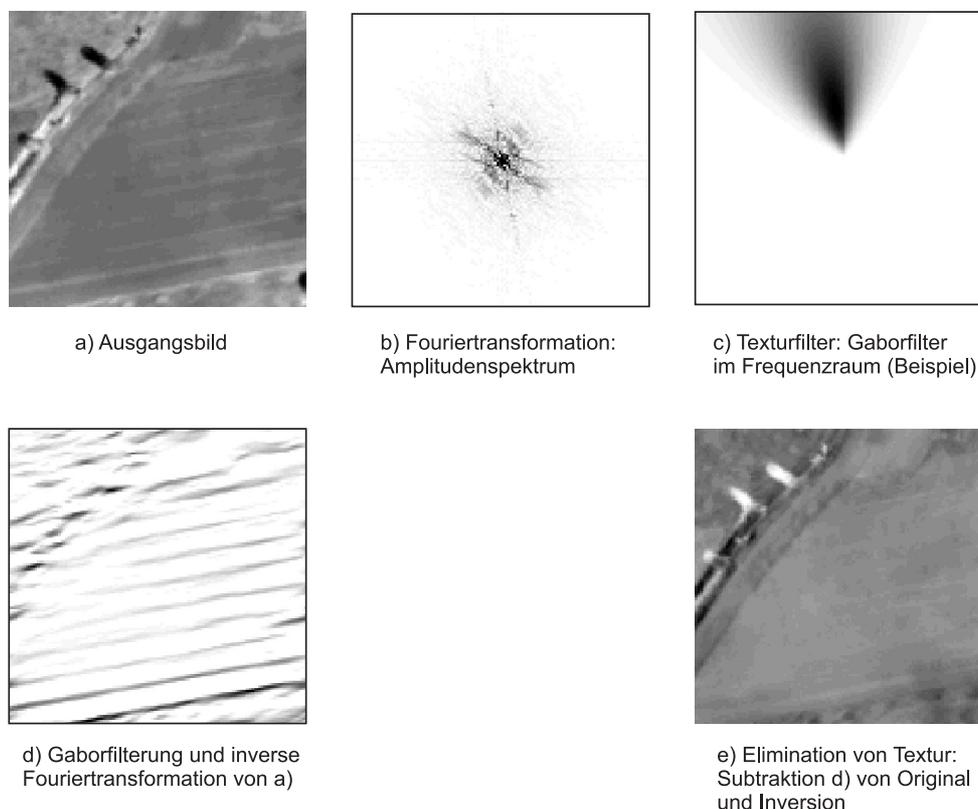


Abbildung A.3. Gabor-Filterung zur Eliminierung von Fahrspuren

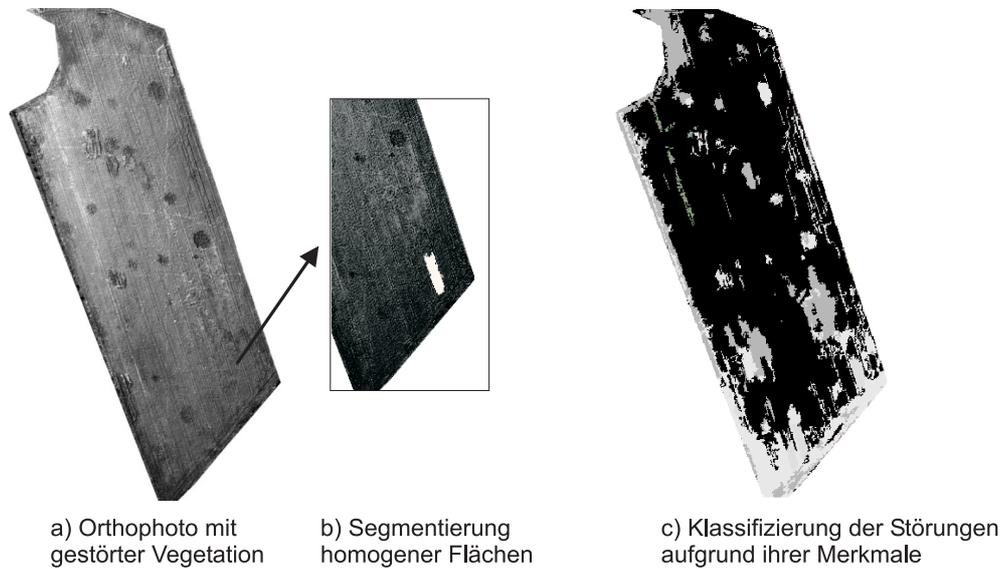
### A.5.3 Segmentation

Eine Bildsegmentierung ist die Aufteilung eines Bildes in eine Menge von sich nicht überlappenden Teilbereichen (flächenhafte Segmente), die im Idealfall realen Objekten entsprechen. Segmentierungsverfahren werden danach unterschieden, wie sie benachbarte Pixel berücksichtigen: pixelorientiert (ohne Nachbarschaft), kanten- und flächenorientiert. Für die Segmentierung können je nach Art einzelne Merkmale wie Grauwert, Form und Größe des Segments, die Nachbarschaftsrelationen der einzelnen Pixel, Textur oder die Lage im Bild verwendet werden. Abbildung A.4 zeigt beispielhaft die Segmentierung von Unkrautinseln, Wendebereichen und unbedeckten Boden aus hochauflösenden Orthophotos für einen Schlag mit Winterweizen im ökologischen Betrieb. Zuerst wird das Ausgangsbild in größere homogene Flächen (Segmente) eingeteilt und anschließend aufgrund ihrer Merkmale in Störungen (grau) und gesunde Vegetation (schwarz) klassifiziert. Als Merkmale können u.a. die Mittelwerte und Standardabweichungen der Grauwerte der Segmente verwendet werden.

### A.5.4 Hauptachsentransformation

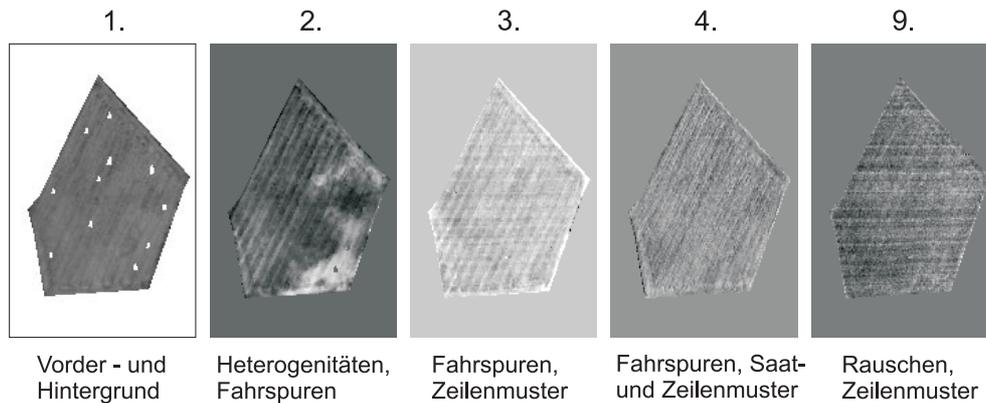
Die Hauptachsentransformation ist eine Standardmethode zur Datenvisualisierung und Datenreduktion. Gewöhnlich sind bei einem Multi- oder Hyperspektraldatensatz einzelne Kanäle miteinander korreliert. Die abgebildeten Merkmale der jeweiligen Klassen liegen somit teilweise redundant vor. Durch eine Hauptachsentransformation lässt sich die Kovarianzmatrix aller Merkmale in das Hauptachsensystem drehen, in dem die Merkmale miteinander unkorreliert sind. Jede Hauptachse repräsentiert einen neuen Kanal, der sich letztlich durch eine Linearkombination der Ausgangskanäle berechnet. Experimentelle Untersuchungen deuten darauf hin, dass die Hauptachsentransformation gut geeignet ist, die heterogenen Muster der Vegetation von anderen Phänomenen im Bild zu trennen.

Abbildung A.5 zeigt eine Hauptachsentransformation der *Daedalus* Aufnahme (Kanäle 2 bis 10) vom Schlag 14 sortiert nach dem Informationsgehalt (Varianz). Die umgebenden Schläge, als auch die Bodenplatten, wurden vorher



**Abbildung A.4.** Segmentierung von Störsignalen

ausmaskiert. Auf der ersten Hauptachse ist die Trennung von Vorder- und Hintergrund erkennbar. Der Hintergrund besteht hier aus den ausmaskierten Elementen. In den weiteren Kanälen treten mit unterschiedlicher Intensität einzelne Bestandteile eines Schlages auf, die heterogenen Strukturen der Vegetation (2. Hauptachse), die Fahrspuren (2. bis 4. Hauptachse), radiometrische zeilenabhängige Muster (3. bis 9. Hauptachse), Bearbeitungs- und Saadmuster (4. Hauptachse) und Rauschen (9. Hauptachse). Einzelne Hauptachsen eignen sich, um Störsignale zu detektieren, wie z. B. die 3. Hauptachse zur Detektion der Fahrspuren usw..



**Abbildung A.5.** Verwendung der Hauptachsentransformation zur Detektion von Störsignalen

## Verzeichnis der Variablen/Abkürzungen

$g_{pmod}^i$	Physikalisch modellierte Grauwerte am Sensor
$g_{mod}^i$	Empirisch angepasste, modellierte Grauwerte am Sensor.
$g_{gem}^i$	Gemessene Grauwerte am Sensor.
$a^i$ bzw. $b^i$	Empirische Offset- bzw. Skalierungskoeffizienten
$N_{NP}$	Anzahl der Neupunkte
$N_{BKP}$	Anzahl der Bodenkontrollpunkte
$\delta$	Minimierungsfunktion
$\Theta$	Bestrafungsfunktion (penalty)
$A$	Jacobi-Matrix der vermittelnden Ausgleichung
$N$	Normalgleichungs-Matrix der vermittelnden Ausgleichung
$Q_{bb}$	Gewichtskoeffizienten-Matrix der vermittelnden Ausgleichung
$P_{bb}$	Gewichts-Matrix der vermittelnden Ausgleichung
$w$	Widerspruchsvektor der vermittelnden Ausgleichung
$r^2$	Bestimmtheitsmaß
$L_i^{Sensor}$	Strahldichten am Sensor
$L_{\lambda}^{Sensor}$	Kontinuierliche Strahldichten am Sensor
$\Phi_i(\lambda)$	Spektrale Systemempfindlichkeit eines Bandes
$cal_i$	Kalibrierungskonstanten der einzelnen Bänder
$\rho_{ODV}(\lambda, \vec{\Omega}, \vec{\Omega})$	Gerichteter Reflexionsgrad an der Oberkante der Vegetationsschicht
$E_{\lambda}^{global}$	Globalstrahlung an der Oberkante der Vegetationsschicht
$E_{\lambda}^{global*}$	Globalstrahlung an der Oberkante der Atmosphärenschicht
$E_{-,top}$	Intensität der diffusen Einstrahlung an der Oberkante der Vegetationsschicht
$E_{s,top}$	Intensität der direkten Einstrahlung an der Oberkante der Vegetationsschicht
$SKYL$	Diffuser Anteil der Globalstrahlung
$E_{-}$	Intensität der diffusen nach unten gerichteten Strahlung innerhalb der Vegetationsschicht
$E_{+}$	Intensität der diffusen nach oben gerichteten Strahlung innerhalb der Vegetationsschicht
$E_{-,bottom}$	Intensität der diffusen nach unten gerichteten Strahlung am Boden
$E_{+,bottom}$	Intensität der diffusen nach oben reflektierten Strahlung am Boden
$\rho_{Boden}$	Diffuser Bodenreflexionsgrad
$T_{\lambda}^i$	Transmissivitäten der einzelnen Atmosphärenbestandteile
$D$	Korrekturfaktor der mittleren Sonne-Erde Distanz
$\alpha_{Aerosol}$	Größenverteilungsfaktor der Aerosole
$\beta_{Aerosol}$	Trübheit der Aerosole
$C_{H_2O}$	Wasserdampfgehalt der Atmosphäre
$C_{Ozon}$	Ozongehalt der Atmosphäre
$C_{ges-tm}$	Gesamte spezifische Trockenmasse eines Blattes
$C_{tm}$	Spezifische Trockenmasse eines Blattes (gemäß PROSPECT Modell)
$K_{tm}$	Mittlerer Absorptionskoeffizient der Trockenmasse (gemäß PROSPECT Modell)
$C_w$	Spezifischer Wassergehalt eines Blattes
$K_w(\lambda)$	Absorptionskoeffizient des Wassers

$C_{a+b}$	Spezifischer Chlorophyllgehalt eines Blattes
$K_{a+b}(\lambda)$	Absorptionskoeffizient des Chlorophylls
$K_0(\lambda)$	Absorptionskoeffizient der restlichen Blattbestandteile
$N$	Strukturparameter
$\alpha$	Refraktionsindex an den Blattoberflächen
$T_{ij}$	Transmissionsgrad der Blattoberflächen
$\rho_{N=1}$ bzw. $\tau_{N=1}$	Hemisphärischer Reflexions- bzw. Transmissionsgrad eines Blattes bestehend aus einer Schicht
$\rho_{Blatt}$ bzw. $\tau_{Blatt}$	Hemisphärischer Reflexions- und Transmissionsgrad eines Blattes
$\tau$	Transmissionsgrad des Blattinneren
$\vec{\Omega}(\theta, \phi)$	Richtung des Sensors
$\vec{\Omega}(\theta, \phi)$	Richtung der auftreffenden Strahlung
$z$	Tiefe in der Vegetationsschicht
$T$	Gesamtdicke der Vegetationsschicht
$d_L(z)$	Blattflächendichte
$g_L(z, \vec{\Omega}_L)$	Allgemeine Blattwinkelverteilungsfunktion
$LAD(\theta_L)$	Vereinfachte Blattwinkelverteilungsfunktion
$LAI$	Blattflächenindex
$\vec{\Omega}_L(\mu_L, \theta_L)$	Blattnormalenvektor
$\theta_L = \arccos(\mu_L)$	Zenitdistanz der Blattnormalen
$G(z, \vec{\Omega})$	Geometriefaktor
$L(z, \vec{\Omega}, \lambda)$	Strahlungsdichte innerhalb der Vegetationsschicht
$\sigma_e(z, \vec{\Omega}, \lambda)$	Auslöschungskoeffizient
$\sigma_s(z, \vec{\Omega} \rightarrow \vec{\Omega}, \lambda)$	Streukoeffizient
VIS	Visuelle Wellenlängenbereich $440nm - 700nm$
NIR	Nahes Infrarot $700nm - 1300nm$
MIR	Mittleres Infrarot $1300nm - 3000nm$
BRDF	Bidirectional reflectance distribution factor
$RMS_\mu$	RMS (root mean square) Fehler in % bzgl. des Mittelwerts
$RMS_{def}$	RMS (root mean square) Fehler in % bzgl. des invertierbaren Wertebereichs

## Literaturverzeichnis

- AASE, J. K. und SIDDOWAY, F. H. (1981): Assessing Winter Wheat Dry Matter Production via Spectral Reflectance Measurements, *Remote Sensing of Environment* 11: 267–277.
- ALLEN, W. A., GAUSMAN, H. W., RICHARDSON, A. J. und THOMAS, J. R. (1969): Interaction of isotropic light with a compact plant leaf, *Journal of the Optical Society of America* 59/10: 1376–1379.
- ALLEN, W. A., GAYLE, T. V. und RICHARDSON, A. J. (1970): Plant-Canopy Irradiance Specified by the Duntley-Equations, *Journal of the Optical Society of America* 60/3: 372–376.
- ALLEN, W. A. und RICHARDSON, A. J. (1968): Interaction of Light with a Plant Canopy, *Journal of the Optical Society of America* 58/8: 1023–1028.
- ANGSTROM, A. (1961): Techniques of determining the turbidity of the atmosphere, *Tellus* 13: 214.
- ANTYUFEEV, V. S. und MARSHAK, A. L. (1990a): Inversion of Monte Carlo Model for Estimating Vegetation Canopy Parameters, *Remote Sensing of Environment* 33: 201–209.
- ANTYUFEEV, V. S. und MARSHAK, A. L. (1990b): Monte Carlo method and transport equation in plant canopies, *Remote Sensing of Environment* 31: 183–191.
- ASNER, G. P. (1998): Biophysical and Biochemical Sources of Variability in Canopy Reflectance, *Remote Sensing of Environment* 64: 234–253.
- ASNER, G. P., WESSMANN, C. A., SCHIMEL, D. S. und ARCHER, S. (1998): Variability in Leaf and Litter Optical Properties: Implications for BRDF Model Inversion Using AVHRR, MODIS, and MISR, *Remote Sensing of Environment* 63: 243–257.
- ASRAR, G. (1985): Estimates of Leaf Area Index from Spectral Reflectance of Wheat under Different Cultural Practices and Solar Angle, *Remote Sensing of Environment* 17: 1–11.
- ASRAR, G. (1989): The theory of photon transport in leaf canopies, *Theory and Applications of Optical Remote Sensing*, J. A. Kong, New York, USA, 142–204.
- ASRAR, G., FUCHS, M., KANEMASU, E. T. und HATFIELD, J. L. (1984): Estimating Absorbed Photosynthetic Radiation and Leaf Area Index from Spectral Reflectance in Wheat, *Agronomy Journal* 76: 300–306.
- BALLARD, D. H. (1981): Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes., *Pattern recognition* 13(2): 111–122.
- BARET, F., GUYOT, G. und MAJOR, D. J. (1990): TSA-VI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation, *Proceedings of the IGARSS*, Band 3, 1355–1358.
- BARET, F. und GUYOT, G. (1991): Potentials and Limits of Vegetation Indices for LAI and APAR Assessment, *Remote Sensing of Environment* 35: 161–173.
- BARNESLEY, M. J., LEWIS, P., SUTHERLAND, M. und MULLER, J.-P. (1997): Estimating land surface albedo in the HAPEX-Sahel southern super-site: inversion of two BRDF models against multiple angle ASAS images, *Journal of Hydrology* 188-189: 749–778.
- BIRD, R. E. (1984): A Simple Spectral Model for Direct Normal and Diffuse Horizontal Irradiance, *Solar Energy* 32: 461–471.
- BLACKBURN, G. A. (1998a): Quantifying Chlorophylls and Carotenoids at Leaf and Canopy Scales: An Evaluation of Some Hyperspectral Approaches, *Remote Sensing of Environment* 66: 273–285.
- BLACKBURN, G. A. (1998b): Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentration: a test using senescent tree leaves, *International Journal of Remote Sensing* 19-10: 657–675.
- BOREL, C. C., GERSTL, S. A. und POWERS, B. J. (1991): The Radiosity Method in Optical Remote Sensing of Structured 3-D Surfaces, *Remote Sensing of Environment* 36: 13–44.
- BOUMAN, B. A. (1992): Accuracy of estimating the leaf area index from vegetation indices derived from crop reflectance characteristics, a simulation study, *International Journal of Remote Sensing* 13/16: 3069–3084.
- BOWERS, S. A. und HANKS, R. J. (1965): Reflection of radiant energy from soils, *Soil Science* 100: 130–138.
- BRINE, D. T. und IQBAL, M. (1982): Solar spectral diffuse irradiance under cloudless skies, *The Renewable Challenge*.
- BRISCO, R. und BROWN, R. J. (1999): Agricultural Applications With Radar, *Remote Sensing for the Earth Sciences: Manual of Remote Sensing 3*, Wiley, New York, USA, 381–402.
- BROGE, N. H. und MORTENSEN, J. V. (2002): Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data, *Remote Sensing of Environment* 81: 45–57.
- CAMILLO, P. (1987): A Canopy Reflectance Model Based on an Analytical Solution to the Multiple Scattering Equation, *Remote Sensing of Environment* 23: 453–477.
- CHANDRASEKHAR, S. (1960): *Radiative Transfer*, Dover Publications, New York, USA.
- CLEVERS, J. G. (1988): The Derivation of a Simplified Reflectance Model for the Estimation of Leaf Area Index, *Remote Sensing of Environment* 25: 53–69.
- CLEVERS, J. G. (1989): The Application of a Weighted Infrared-Red Vegetation Index for Estimation of Leaf Area Index by Correcting for Soil Moisture, *Remote Sensing of Environment* 29: 25–37.
- DAUGHTRY, C. S., WALTHALL, C. L., KIM, M. S., DE COLSTOUN,

- E. B. und McMURTREY, J. E. (2000): Estimating Corn Leaf Chlorophyll Concentration from Leaf and Canopy Reflectance, *Remote Sensing of Environment* 74: 229–239.
- DAWSON, T. P. und CURRAN, P. J. (1998): A new technique for interpolating the reflectance red edge position, *International Journal of Remote Sensing* 19-11: 2133–2139.
- DERICHE, R. (1987): Using Canny's Criteria to Derive a Recursively Implemented Optimal Edge Detector, *International Journal of Computer Vision* 1: 167–187.
- DUKE, C. und GUERIF, M. (1998): Crop Reflectance Estimate Errors from SAIL Model due to Spatial and Temporal Variability of Canopy and Soil Characteristics, *Remote Sensing of Environment* 66: 286–297.
- DUNTLEY, S. (1942): The Optical Properties of Diffusing Materials, *Journal of the Optical Society of America* 32/2: 61–77.
- ELVIDGE, C. D. (1995): Comparison of broad-band and narrow-band and near-infrared vegetation indices, *Remote Sensing of Environment* 54/1: 38–48.
- FOURTY, T., BARET, F., JACQUEMOUD, S., SCHMUCK, G. und VERDEBOUT, J. (1996): Leaf Optical Properties with Explicit Description of Its Biochemical Compositions: Direct and Inverse Problems, *Remote Sensing of Environment* 56: 104–117.
- FUKSHANSKY, L., FUKSHANSKY-KAZARINOVA, N., MARTINEZ, V. und REMISOWSKY, A. (1991): Estimation of optical parameters in a living tissue by solving the inverse problem of the multiflux radiative transfer, *Applied Optics* 30: 3145–3153.
- GANAPOL, B., JOHNSON, L., HLAVKA, C., PETERSON, D. und BOND, B. (1999): LCM2: A coupled leaf/canopy radiative transfer model, *Remote Sensing of Environment* 70: 153–166.
- GITELSON, A. A., KAUFMAN, Y. J. und MERZLYAK, M. N. (1996): Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS-MODIS, *Remote Sensing of Environment* 58: 289–298.
- GOEL, N. S. (1988): Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data, *Remote Sensing Reviews* 4: 1–212.
- GOEL, N. S., ROZEHNAL, I. und THOMPSON, R. L. (1991): A Computer Graphics Based Model for Scattering from Objects of Arbitrary Shapes in the Optical Region, *Remote Sensing of Environment* 36: 73–104.
- GOEL, N. S., STREBEL, D. E. und THOMPSON, R. L. (1984a): Inversion of Vegetation Canopy Reflectance Models for Estimating Agronomic Variables. II. Use of Angle Transforms and Error Analysis as illustrated by Suits' Model, *Remote Sensing of Environment* 14: 77–111.
- GOEL, N. S. und DEERING, D. W. (1985): Evaluation of a Canopy Reflectance Model for LAI Estimation Through Its Inversion, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23: 674–684.
- GOEL, N. S. und GRIER, T. (1986): Estimation of canopy parameters for inhomogeneous vegetation canopies from reflectance data. I. Two dimensional row canopy., *International Journal of Remote Sensing* 7: 665–681.
- GOEL, N. S. und STREBEL, D. E. (1983): Inversion of Vegetation Canopy Reflectance Models for Estimating Agronomic Variables. I. Problem Definition and Initial Results Using the Suits Model., *Remote Sensing of Environment* 13: 487–507.
- GOEL, N. S. und STREBEL, D. E. (1984): Simple  $\beta$ -Distribution Representation of Leaf Orientation in Vegetation Canopies, *Agronomie Journal* 76: 800–802.
- GOEL, N. S. und THOMPSON, R. L. (1984): Inversion of Vegetation Canopy Reflectance Models for Estimating Agronomic Variables. IV. Total Inversion of the SAIL Model, *Remote Sensing of Environment* 15: 237–253.
- GOEL, N. S. und THOMPSON, R. L. (1984b): Inversion of Vegetation Canopy Reflectance Models for Estimating Agronomic Variables. III. Estimation using only Reflectance Data as illustrated by the Suits Model., *Remote Sensing of Environment* 15: 223–236.
- GOVAERTS, Y. und VERSTRAETE, M. M. (1996): Modelling the scattering of light in arbitrarily complex media: Motivation for a ray tracing approach, European Commission, Joint Research Centre, Institute for Remote Sensing Applications, ISPRa Italy.
- GOWER, S. T., KUCHARIK, C. J. und NORMAN, J. M. (1999): Direct and Indirect Estimation of Leaf Area Index fAPAR and Net Primary Production of Terrestrial Ecosystems, *Remote Sensing of Environment* 70: 29–51.
- HAPKE, B. (1981): Bidirectional reflectance spectroscope: I. Theorie, *Journal of Geophysical Research* 86: 3039–3054.
- HARALICK, R. und SHAPIRO, L. (1992): *Computer and Robot Vision Volume I*, Addison Wesley.
- HATFIELD, J. L., ASRAR, G. und KANEMASU, E. T. (1984): Intercepted Photosynthetically Active Radiation Estimated by Spectral Reflectance, *Remote Sensing of Environment* 14: 65–75.
- HATFIELD, J. L., KANEMASU, E. T., ASRAR, G., JACKSON, R. D., PINTER, P., REGINATO, R. J. und IDSO, S. B. (1985): Leaf-area estimates from spectral measurements over various planting dates of wheat, *International Journal of Remote Sensing* 6: 167–175.
- HAWLITSCHKA, S., HAMACHER, M. und KÜHBAUCH, W. (2001): Die Erfassung der schlaginternen Verteilung der frischen Biomasse von Wintergerste mittels Radarfernerkundung, *Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation: PFG* 5: 245–352.

- HOSGOOD, B., JACQUEMOUD, S., ANDREOLI, G., VERDEBOUT, J., PEDRINI, A. und SCHMUCK, G. (1995): Leaf optical properties experiment (LOPEX 93), *Rep. EUR-16095-EN*, European Commission, Joint Research Centre, Institute for Remote Sensing Applications, ISPRA Italy.
- HUEMMERICH, K. F. (1996): Effects of Shadows on Vegetation Indices, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium 96, Lincoln*, Band IV, IEEE, 2372–2374.
- HUETE, A. R. (1988): A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI), *Remote Sensing of Environment* 25: 295–309.
- HUETE, A. R., JACKSON, R. D. und POST, D. F. (1985): Spectral Response of a Plant Canopy with Different Soil Backgrounds, *Remote Sensing of Environment* 17: 37–53.
- JACKSON, R. D. (1983): Spectral indices in n-space, *Remote Sensing of Environment* 13: 409–421.
- JACQUEMOUD, S. (1992): Modeling Spectral and Bidirectional Soil Reflectance, *Remote Sensing of Environment* 41: 123–132.
- JACQUEMOUD, S. (1993): Inversion of the PROSPECT+SAIL Canopy Reflectance Model from AVIRIS Equivalent Spectra: Theoretical Study, *Remote Sensing of Environment* 44: 281–292.
- JACQUEMOUD, S., BARET, F., ANDRIEU, B., DANSON, F. M. und JAGGARD, K. (1995): Extraction of vegetation biophysical parameters by inversion of the SAIL+PROSPECT models on sugar beet canopy reflectance data. Application to TM and AVIRIS sensors, *Remote Sensing of Environment* 52: 162–172.
- JACQUEMOUD, S., USTIN, S. L., VERDEBOUT, J., SCHMUCK, G., ANDREOLI, G. und HOSGOOD, B. (1996): Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model, *Remote Sensing of Environment* 56: 194–202.
- JACQUEMOUD, S. und BARET, F. (1990): PROSPECT: A Model of Leaf Optical Properties Spectra, *Remote Sensing of Environment* 34: 75–91.
- JAGO, R. A., CUTLER, M. E. und CURRAN, P. J. (1999): Estimating Canopy Chlorophyll Concentration from Field and Airborne Spectra, *Remote Sensing of Environment* 68: 217–224.
- KIMES, D. S., NEWCOMB, W. W., TUCKER, C. J., ZONNEVELD, I. S., VAN WIJNGAARDEN, W., DE LEEUW, J. und EPEMA, G. F. (1985): Directional Reflectance Factor Distributions for Cover Types of Northern Africa, *Remote Sensing of Environment* 18: 1–19.
- KNEUBUEHLER, M. (2001): Spectroradiometry as a tool for phenological characterization of agricultural crop stands, *Proceedings of the DGPF Jahrestagung*, Band 10, Deutsche Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung, 379–388.
- KNYAZIKHIN, Y., MARTONCHIK, J., DINER, D., MYNENI, R., VERSTRAETE, M., PINTY, B. und GOBRON, N. (1998a): Estimation of vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from atmosphere-corrected MISR data, *Journal of Geophysical Research* 103 D24: 32239–32256.
- KNYAZIKHIN, Y., MARTONCHIK, J., DINER, D., MYNENI, R. und RUNNING, S. (1998b): Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data, *Journal of Geophysical Research* 103 D24: 32257–32275.
- KOCH, K. R. (1987): *Parameterschätzung und Hypothesentests*, Dümmler, Bonn.
- KOKALY, R. F. und CLARK, R. N. (1999): Spectroscopic Determination of Leaf Biochemistry Using Band-Depth Analysis of Absorption Features and Stepwise Multiple Linear Regression, *Remote Sensing of Environment* 67: 267–287.
- KUBELKA, P. und MUNK, F. (1931): Ein Beitrag zur Optik der Farbanstriche, *Zeitschrift für technische Physik* 11: 593–601.
- KURZ, F., EHRICH, S. und HINZ, S. (2000): Möglichkeiten und Grenzen der Bildverarbeitung bei der Charakterisierung von Vegetationsheterogenitäten mit Fernerkundungsmethoden, *Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst-, und Ernährungswirtschaft*, Band 26, Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst-, und Ernährungswirtschaft, 111–114.
- KUUSK, A. (1991): Determination of Vegetation Canopy Parameters from Optical Measurements, *Remote Sensing of Environment* 37: 207–218.
- KUUSK, A. (1995): A Fast, Invertible Canopy Reflectance Model, *Remote Sensing of Environment* 51: 342–350.
- KUUSK, A. (1998): Monitoring of vegetation parameters on large areas by the inversion of a canopy reflectance model, *International Journal of Remote Sensing* 19: 2893–2905.
- KÖTHE, R. und LEHMEIER, F. (1993): SARA - Ein Programm zur automatischen Relief-Analyse, *Zeitschrift für angewandte Geographie* 4: 11–21.
- LAKSHMANAN, S. und DERIN, H. (1989): Simultaneous Parameter Estimation and Segmentation of Gibbs Random Fields Using Simulated Annealing, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 11(8): 799–813.
- LANSER, S. und ECKSTEIN, W. (1992): A Modification of Deriche's Approach to Edge Detection, *11th International Conference on Pattern Recognition*, Band III, 633–637.
- LECKNER, B. (1978): The spectral distribution of solar radiation at the Earth's surface-elements of a model, *Solar Energy* 29: 143.

- LI, X. und STRAHLER, A. H. (1985): Geometric-Optical Modeling of a Conifer Forest Canopy, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23/5: 705–721.
- LIANG, S. und STRAHLER, A. H. (1993): An Analytic BRDF Model of Canopy Radiative Transfer and Its Inversion, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 31/5: 1081–1092.
- LICHTENTHALER, H. K. und WELLBURN, A. R. (1983): Determination of total carotenoids and chlorophylls a and b of leaf extracts in different solvent, *Biochemical Society Transactions* 603: 591–592.
- LICOR (1991): *LAI-2000 Plant Canopy Analyzer Operating Manual*, Lincoln, Nebraska.
- MAIER, S. (2000): *Modelling the radiative transfer in leaves in the 300nm to 2500nm wavelength region taking into consideration chlorophyll fluorescence - The leaf model SLOPE*, Dissertation, Department of Physic, Technical University of Munich.
- MAJOR, D., BARET, F. und GUYOT, G. (1990): Soil adjusted ratio vegetation index, *International Journal of Remote Sensing* 11: 727–740.
- MIKHAIL, E. M. (1976): *Observations and Least Squares*, IEP, New York.
- MORAN, M. S., INOUE, Y. und BARNES, E. M. (1997): Opportunities and Limitations for Image-Based Remote Sensing in Precision Crop Management, *Remote Sensing of Environment* 61: 319–346.
- MYNENI, R. B., ASRAR, G. und KANEMASU., E. T. (1989): The theory of photon transport in leaf canopies, *Theory and Applications of Optical Remote Sensing*, G. Asrar, Washington D.C., 142–204.
- MYNENI, R. B., MAGGION, S., IAQUINTA, J., PRIVETTE, J. L., GOBRON, N., PINTY, B., KIMES, D. S., VERSTRAETE, M. M. und WILLIAMS, D. L. (1995): Optical remote sensing of vegetation: Modeling, caveats, and algorithm, *Remote Sensing of Environment* 51: 169–188.
- NAGLER, P. L., DAUGHTRY, C. S. und GOWARD, S. N. (2000): Plant Litter and Soil Reflectance, *Remote Sensing of Environment* 71: 207–215.
- NELDER, J. A. und MEAD, R. (1965): A Simplex for Function Minimization, *Computer Journal* 7: 308–313.
- NILSON, T. und KUUSK, A. (1989): A reflectance model for the homogeneous plant canopy and its inversion, *Remote Sensing of Environment* 27: 157–167.
- NORMAN, J. M., WELLES, J. M. und WALTER, E. A. (1985): Contrasts Among Bidirectional Reflectance of Leaves, Canopies, and Soils, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23/5: 659–667.
- NORTH, P. R. J. (1996): Three-dimensional forest light interaction model using a Monte Carlo method, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 34(4): 946–956.
- NORTH, P. R. J. (2002): Estimation of fAPAR, LAI and vegetation fractional cover from ATSR-2 imagery, *Remote Sensing of Environment* 80: 114–121.
- OTTEN, R. H. J. M. und VAN GINNEKEN, L. P. P. (1989): *The Annealing Algorithm*, Kluwer Academic Publishers, Norwell, Massachusetts.
- PINTY, B., LEPRIEUR, C. und VERSTRAETE, M. M. (1993): Biophysical canopy properties and classical indices, *Remote Sensing Reviews* 7: 127–150.
- PINTY, B., VERSTRAETE, M. M. und DICKINSON, R. E. (1989): A Physical Model for Predicting Bidirectional Reflectances over Bare Soil, *Remote Sensing of Environment* 27: 273–288.
- PINTY, B., VERSTRAETE, M. M. und DICKINSON, R. E. (1990): A Physical Model of the Bidirectional Reflectance of Vegetation Canopies 2. Inversion and Validation, *Journal of Geophysical Research* 95 D8: 11767–11755.
- PINTY, B. und VERSTRAETE, M. M. (1992): GEMI: A non-linear index to monitor global vegetation from satellites, *Vegetatio* 101: 15–20.
- PRAGNERE, A., BARET, F., WEISS, M., MYNENI, R., KNYAZIKHIN, Y. und WANG, L. (1999): Comparison of three radiative transfer model inversion techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium 99, Hamburg*, Band II.
- PRESS, W. H., VETTERLING, W. T., TEUKOLSKY, S. A. und FLANNERY, B. P. (1992): *Numerical recipes in C: The art of scientific computing*, Press Syndicate of the University of Cambridge, New York.
- PRICE, J. C. (1992): Estimating Vegetation Amount from Visible and Near Infrared Reflectances, *Remote Sensing of Environment* 41: 29–34.
- PRICE, J. C. und BAUSCH, W. C. (1995): Leaf Area Index Estimation from Visible and Near-Infrared Reflectance Data, *Remote Sensing of Environment* 52: 55–65.
- QI, J., KERR, Y. H., MORAN, M. S., WELTZ, M., HUETE, A. R., SOROOSHIAN, S. und BRYANT, R. (2000): Leaf Area Index Estimates Using Remotely Sensed Data and BRDF Models in a Semiarid Region, *Remote Sensing of Environment* 73: 18–30.
- RICHARDS, J. A. und JIA, X. (1999): *Remote Sensing Digital Image Analysis*, Springer, Berlin.
- RICHTER, R. (1991): *Radiometrische Auslegung von Sensoren und quantitative Auswertung von Fernerkundungsdaten im optischen Spektralbereich*, Dissertation, Fakultät für Bau-, Wasser- und Forstwesen, Technische Universität Dresden.
- ROSS, J. und MARSHAK, A. (1989): The Influence of Leaf Orientation and the Specular Component of Leaf Reflectance on Canopy Bidirectional Reflectance, *Remote Sensing of Environment* 27: 251–260.

- ROUJEAN, J., LEROY, M. und DESCHAMPS, P. (1992): A Bidirectional Reflectance Model of the Earth's Surface for the Correction of Remote Sensing Data, *Journal of Geophysical Research* 97 D18: 20455–20468.
- SACHS, L. (1972): *Statistische Auswertungsmethoden*, Springer, Berlin.
- SELIGE, T. (1993): Landwirtschaftliche Standorterkundung mittels optischer Fernerkundung, *Sensorsysteme im Precision Farming*, Rostock.
- STONER, E. R. und BAUMGARDNER, M. F. (1981): Characteristic Variations in Reflectance of Surface Soils, *Soil Science Society of America* 45: 1161–1165.
- STRACHAN, I. B., PATTEY, E. und BOISVERT, J. B. (2002): Impact of nitrogen and environmental conditions on corn as detected by hyperspectral reflectance, *Remote Sensing of Environment* 80: 213–224.
- SUITS, G. H. (1972): The Calculation of the Directional Reflectance of a Vegetative Canopy, *Remote Sensing of Environment* 2: 117–125.
- THENKABAIL, P. S., SMITH, R. B. und DE PAUW, E. (2000): Hyperspectral Vegetation Indices and Their Relationship with Agricultural Crop Characteristics, *Remote Sensing of Environment* 71: 158–182.
- TODD, S. W. und HOFFER, T. M. (1998): Responses of Spectral Indices to Variations in Vegetation Cover and Soil Background, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 64/9: 915–921.
- TUCKER, C. J., HOLBEN, B. N., ELGIN, J. H. und MCMURTEREY, J. E. (1981): Remote Sensing of total dry-matter Accumulation in Winter Wheat, *Remote Sensing of Environment* 11: 171–189.
- ULABY, F. T., DUBOIS, P. C. und VAN ZYL, J. (1996): Radar mapping of surface soil moisture, *Journal of Hydrology* 184: 57–84.
- USTIN, S. L. (1999): Geobotany: Vegetation Mapping for Earth Sciences, *Remote Sensing for the Earth Sciences: Manual of Remote Sensing 3*, Wiley, New York, USA, 189–248.
- VAN LEEUWEN, W. J. und HUETE, A. R. (1996): Effects of Standing Litter on the Biophysical Interpretation of Plant Canopies with Spectral Indices, *Remote Sensing of Environment* 55: 123–138.
- VERHOEF, W. (1984): Light Scattering by Leaf Layers with Applications to Canopy Reflectance Modeling: the SAIL Model, *Remote Sensing of Environment* 16: 125–141.
- VERHOEF, W. (1985): Earth Observation Modeling Based on Layer Scattering Matrices, *Remote Sensing of Environment* 17: 165–178.
- VERSTRAETE, M. M. und FLASSE, S. (1996): Recent advances in algorithm development to extract information from AVHRR data, *Advances in the Use of NOAA AVHRR Data for Land Applications*, G. D. Souza, Netherlands, 211–229.
- VOGT, P. (1997): *Bestimmung des Blattflächenindex und der absorbierten, photosynthetisch aktiven Strahlung der Vegetation aus bidirektionalen Reflexionsfaktoren am Oberrand der Pflanzendecke*, Dissertation, Fachbereich Geowissenschaften, Freie Universität Berlin.
- WALTHALL, G. L., NORMAN, J. M., WELLES, J. M., CAMPBELL, G. und BLAD, B. L. (1985): Simple equation to approximate the bi-directional reflectance from vegetative canopies and bare soil surfaces, *Applied Optics* 24/3: 383–387.
- WANNER, W., LI, X. und STRAHLER, A. H. (1995): On the derivation of kernels for kernel-driven models of bi-directional reflectance, *Journal of Geophysical Research* 100 D10: 21077–21089.
- WHITE, M. A., ASNER, G. P., NEMANI, R. R., PRIVETTE, J. L. und RUNNING, S. W. (2000): Measuring fractionale cover and leaf area index in arid ecosystems: Digital camera, radiation transmittance, and laser altimetry methods, *Remote Sensing of Environment* 74: 45–57.
- WIEGAND, C. L., MAAS, S. J., AASE, J. K., HATFIELD, J. L., PINTER, P. J., JACKSON, R. D., KANEMASU, E. T. und LAPITAN, R. L. (1992): Multisite Analyses of Spectral-Biophysical Data for Wheat, *Remote Sensing of Environment* 42: 1–21.
- ZHENG, Y. (1993): *Inverse und schlecht gestellte Probleme bei der digitalen photogrammetrischen Objekt-Rekonstruktion*, Dissertation, Fakultät für Bauingenieur- und Vermessungswesen, Technische Universität München.

## Dank

Mein herzlicher Dank gilt meinem Doktorvater, Herrn Univ.-Prof. Dr.-Ing. Heinrich Ebner, dem Leiter des Lehrstuhls für Photogrammetrie und Fernerkundung der Technischen Universität München. Er ermöglichte mir diese Arbeit zu verfassen, die durch seine Erfahrung, Diskussionen und auch kritischen Anmerkungen entscheidend mitgestaltet wurde.

Ebenso zum Gelingen dieser Arbeit hat Herr Univ.-Prof. Dr.-Ing. Olaf Hellwich beigetragen. Für seine richtungsweisenden Ideen mit Weitblick und den wertvollen Diskussionen möchte ich mich recht herzlich bedanken.

Diese Arbeit wurde von der GSF - Gesellschaft für Umwelt und Gesundheit finanziell und technisch unterstützt. Mein Dank gilt hier besonders Herrn Univ.-Prof. Dr. rer. nat. Rupert Lasser sowie allen Mitarbeitern des Instituts für Biomathematik und Biometrie bei der GSF. Insbesondere möchte ich mich bei Frau Dipl.-Ing. (FH) Christina Mayr sowie bei den Herren PD Dr. Sven Ehrlich, Dr. rer. nat. Wolfgang Graf von Castell-Rüdenhausen, PD Dr. Michael Sommer, Dipl.-Inf. Bernhard Tandler, Dipl.-Geogr. Marc Wehrhan, Dipl.-Agr. Ulrich Weller und Dipl.-Geoökol. Matthias Zipprich für die Unterstützung während der Befliegungskampagnen und für zahlreiche Anregungen recht herzlich bedanken.

Die vorliegende Arbeit konnte nur im Rahmen eines kreativen, freien und motivierenden Umfeldes entstehen. Daher möchte ich allen Mitgliedern des Lehrstuhls für Photogrammetrie und Fernerkundung für die überaus freundschaftliche Atmosphäre und die vielen kleinen Hilfestellungen jeglicher Art danken. Die Herren Dipl.-Geogr. Edgar Aigner, Dr.-Ing. Albert Baumgartner, Dipl.-Ing. (FH) Konrad Eder, Dipl.-Ing. Stefan Hinz, Dipl.-Ing. Franz Meyer, Dipl.-Ing. Michael Spiegel, Dr.-Ing. Manfred Stephani, Dr.-Ing. Markus Ulrich, Dr.-Ing. Christian Wiedemann sowie Frau Dipl.-Ing. Birgit Wessel haben mit vielen Diskussionen, Ideen und Hilfestellungen wesentlich zum Erfolg dieser Arbeit beigetragen.

Die Arbeit am Lehrstuhl wurde durch die vielen kleinen und großen Partys, Unmengen von Pizzen und anderen Unternehmungen oder Dingen verschönert. Dazu beigetragen haben auch die Studenten des Studiengangs Vermessungswesen an der TU-München, insbesondere die Vertiefer aus dem „7. Semester“ (WiSe 2000/2001), sowie die Herren Heinz Kozlowski, Heinz Rehag und Dipl.-Ing. Hermann Rentsch, bei denen ich mich recht herzlich bedanken möchte.

Für die Unterstützung und für die gute Stimmung bei den umfangreichen Bodenmessungen während der mehrtägigen Befliegungskampagnen möchte ich mich bei den Herren Dipl.-Ing. Jan Ketzler, Dipl.-Geogr. Robert Lanzl, Dipl.-Ing. Hans Peschl und Dipl.-Ing. Werner Stempfhuber recht herzlich bedanken.

Für das Korrekturlesen der Arbeit danke ich Herrn Dr.-Ing. Christian Wiedemann und Frau Christiane Hackl sehr herzlich.

# Lebenslauf

## *Beruf*

11/03 -	Wissenschaftlicher Angestellter am Institut Cartografic de Catalunya (ICC) in Barcelona
08/02 - 10/03	Wissenschaftlicher Assistent am Lehrstuhl für Photogrammetrie und Fernerkundung der Technischen Universität München
08/99 - 07/02	Doktorand bei der GSF – Gesellschaft für Umwelt und Gesundheit
05/99 - 07/02	Wissenschaftlicher Mitarbeiter am o.a. Lehrstuhl

## *Ausbildung*

10/94 - 04/99	Studium des Vermessungswesens (Geodäsie) an der Technischen Universität München, ausgezeichnet mit der <i>Harbert-Buchspende</i> des Deutschen Vereins für Vermessungswesen e.V., Abschluß: Diplomingenieur
07/94 - 09/94	Vermessungspraktikum am staatlichen Vermessungsamt Freilassing
07/93 - 06/94	Grundwehrdienst
1984 - 1993	Gymnasium Berchtesgaden, Abitur 07/93
1980 - 1984	Volksschule Bischofswiesen

## *Privat*

Geboren am 23.09.1973 in Salzburg (Österreich), deutsch, röm.-kath.