

# Automatisierte Ableitung von Bodenbedeckungsgraden durch MESMA-Entmischung

Dissertation zur Erlangung des  
naturwissenschaftlichen Doktorgrades  
der Bayerischen Julius-Maximilians-Universität Würzburg

Vorgelegt von

Martin U.R. Bachmann

**Eingereicht am:** 18. September 2007

- 1. Gutachter:** Univ.-Prof. Dr. Stefan Dech
- 2. Gutachter:** Univ.-Prof. Dr. Hermann Kaufmann

- 1. Prüfer:** Univ.-Prof. Dr. Stefan Dech
- 2. Prüfer:** Univ.-Prof. Dr. Jürgen Rauh

**Tag der Disputation:** 12. Dezember 2007

# Zusammenfassung

Weltweit sind Trockengebiete in ständiger Veränderung, verursacht durch natürliche klimatische Schwankungen und oftmals durch Prozesse der Landdegradation. Auch weisen die meisten semi-ariden Naturräume eine große räumliche Heterogenität auf, hervorgerufen durch ein kleinräumiges Mosaik aus Gräsern, kleineren Sträuchern und Bereichen offenliegenden Bodens.

Die Dichte der Vegetation wird primär vom pflanzenverfügbaren Wasser bestimmt, aber auch der Entwicklungs- und Degradationszustand der Böden sowie anthropogen bedingte Faktoren spielen hierbei eine Rolle. Zur Charakterisierung und Kartierung der Vegetation sowie zur Bewertung des Bodenerosionsrisikos und des Degradationszustands hat sich die Erhebung der Bedeckungsgrade von vitaler, *photosynthetisch aktiver Vegetation (PV)*, von abgestorbener oder zeitweise vertrockneter und somit *nicht photosynthetisch aktiver Vegetation (NPV)* sowie von offenliegendem *Boden* als zweckmäßig herausgestellt.

Die Nutzung der Fernerkundung für diese Aufgabe erfolgt zumeist nur für kleinmaßstäbige Kartierungen und – im Falle von Multispektralsensoren – unter Vernachlässigung nicht-photosynthetisch aktiver Vegetation. Die räumliche Variabilität der Vegetation-Boden-Mosaik liegt oftmals in der Größenordnung von wenigen Metern und somit unterhalb des räumlichen Auflösungsvermögens von Fernerkundungssystemen. Um dennoch die verschiedenen Anteile innerhalb eines Pixels identifizieren und quantifizieren zu können, sind Methoden der Subpixel-Klassifikation notwendig.

In dieser Arbeit wird eine Methodik zur verbesserten und automatisierbaren Ableitung von Bodenbedeckungsgraden in semi-ariden Naturräumen vorgestellt. Hierzu wurde ein Verfahren zur linearen spektralen Entmischung in Form einer *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA)* entwickelt und umgesetzt. Durch diese Methodik kann explizit die spektrale Variabilität von Vegetation und Boden in das Mischungsmodell miteinbezogen werden, und quantitative Anteile für die funktionalen Klassen PV, NPV und Boden *innerhalb eines Pixels* erfasst werden. Durch die räumliche Kartierung der verwendeten EM wird weiterhin eine thematische Klassifikation erreicht.

Die hierfür benötigten Informationen können – wie im Falle der Spektren reiner Materialien (EM-Spektren) – aus den Bilddaten selbst abgeleitet werden, oder können – wie ein Geländemodell und die Information über den Scanwinkel – im Zuge der Vorprozessierung aus weiteren Datenquellen erzeugt werden. Hinsichtlich

---

der automatisierten EM-Ableitung wird eine zweistufige Methodik eingesetzt, welche auf einer angepassten Version des Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC)-Verfahrens sowie der Analyse einer ersten Entmischungssiteration basiert. Die Klassifikation der gefundenen potentiellen EM erfolgt durch ein merkmalsbasiertes Verfahren.

Weiterhin weisen *nicht-photosynthetisch aktive Vegetation* und *Boden* eine hohe spektrale Ähnlichkeit auf. Zur sicheren Trennung kann die Identifikation schmaler Absorptionsbanden dienen. Zu diesen zählen beispielsweise die Absorptionsbanden von Holozellulose und – je nach Bodentyp – Absorptionsbanden von Bodenmineralen. Auch die spektrale Variabilität der Klassen PV und NPV erfordert zur sicheren Unterscheidung die Verwendung biophysikalisch erklärbarer Merkmale im Spektrum. Hierzu zählen unter anderem die Stärke der Chlorophyll-Absorption, die Form und Lage der 'RedEdge' und das Auftreten von Holozellulosebanden. Da diese spektrale Information bei herkömmlichen Entmischungsansätzen nicht berücksichtigt wird, erfolgt überwiegend eine Optimierung der Gesamtalbedo, was zu einer schlechten Trennung der Klassen führen kann.

Aus diesem Grund wird in der vorliegenden Arbeit der MESMA-Ansatz dahingehend erweitert, dass spektrale Information in Form von identifizierten und parametrisierten Absorptionsbanden in den Entmischungsprozess mit einfließt und hierdurch das Potential hyperspektraler Datensätze besser genutzt werden kann. Auch wird in einer zusätzlichen Entmischungssiteration die räumliche Nachbarschaft betrachtet, um insbesondere die Verwendung des sinnvollsten Boden-EMs zu gewährleisten.

Ein zusätzliches Problemfeld stellt die numerische Lösung des überbestimmten und oftmals schlecht konditionierten linearen Mischungsmodells dar. Hierzu kann durch die Verwendung des BVLS-Algorithmus und des Ausschlusses kritischer EM-Kombinationen eine numerisch stabile Lösung gefunden werden. Um die oftmals immense Rechenzeit von MESMA-Verfahren zu verkürzen, besteht die Möglichkeit einer iterativen EM-Auswahl und somit die Vermeidung einer Lösung des Mischungssystems durch Berechnung aller EM-Kombinationen ('Brute-Force'-Ansatz).

Ein weiterer wichtiger Punkt ist die explizite pixelweise Angabe zur Zuverlässigkeit der Entmischungsergebnisse. Dies erfolgt auf Basis des Mischungsmodells selbst, durch den Vergleich zu empirischen Regressionsmodellen, durch die Berücksichtigung des lokalen Einfallswinkels sowie durch die Integration von Qualitätsangaben der Ausgangsdaten.

Um das Verfahren systematisch und unter kontrollierten Bedingungen zu verifizieren und um den Einfluss verschiedener externer Parameter sowie die typischen Genauigkeiten auf einer breiten Datenbasis zu ermitteln, wird eine Simulationskette zur Erzeugung synthetischer Mischungen erstellt. In diese Simulationen fließen Feldspektren von Böden und Pflanzen verschiedener semi-arider Gebiete mit ein, um möglichst viele Fälle abdecken zu können.

Die eigentliche Validierung erfolgt auf HyMap-Datensätzen des Naturparks 'Cabo de Gata' in der andalusischen Provinz Almería sowie auf Messungen, die begleitend im Feld durchgeführt wurden. Hiermit konnte die Methodik auf ihre Genauigkeit unter den konkreten Anforderungen des Anwendungsbeispiels überprüft werden.

Die erzielbare Genauigkeit dieser automatisierten Methodik liegt mit einem mittleren Fehler um rund 10% Abundanz absolut im selben Wertebereich oder nur geringfügig höher als die Ergebnisse publizierter manueller MESMA-Ansätze. Weiterhin konnten die typischen Genauigkeiten der Verifikation im Zuge der Validierung bestätigt werden. Den limitierenden Faktor des Ansatzes stellen in der Praxis fehlerhafte oder unvollständige EM-Modelle dar. Mit der vorgestellten Methodik ist somit die Möglichkeit gegeben, die Bedeckungsgrade quantitativ und automatisiert im Subpixelbereich zu erfassen.

# Summary

Hyperspectral remote sensing has shown the potential to directly identify and parameterize absorption features and form parameters of spectral signatures. Using this information bio- and geo-physical properties of the sensed surfaces can be retrieved. Conventional spectral unmixing approaches disregard this information since all data values are equally incorporated despite their spectral position. The approach introduced in this thesis for the first time combines an automated spectral unmixing methodology with methods of spectral identification in order to use the full potential of spectroscopic data.

An intrinsic property of semi-arid environments all over the world is large spatial heterogeneity caused by a small-scaled mosaic of grasses, small bushes and patches of bare soil. Vegetation cover is primarily limited by water, but also the status of the soil as well as anthropogenetic factors are important. The cover percentage is a standard parameter in vegetation mapping, for soil risk assessment, and for the assessment of land degradation. Therefore, it was found appropriate in a large number of studies to retrieve cover percentage for the functional classes of *bare soil*, vital *photosynthetic active vegetation (PV)* as well as dead or senescent *non-photosynthetic Vegetation (NPV)*.

For these tasks remote sensing is often applied only for small-scaled applications, and, when using multispectral sensors, commonly neglects non-photosynthetic vegetation. Also, the spatial extent of vegetation and soil patches is in many cases smaller than the spatial resolution of the sensor. Thus subpixel classifiers are required in order to identify and quantify the fractions within a single pixel.

The aim of this study is to develop a methodology to provide accurate cover fractions for the mentioned functional classes at the patch scale. Therefore an *automated methodology for quantitative subpixel classification* based on *linear spectral unmixing of hyperspectral data* is introduced. This automated thematic processor, denoted  $\mu$ MESMA in the following, can be linked to automated pre-processing chains for hyperspectral data.

All parts of  $\mu$ MESMA are *verified* using a series of spectral simulations in order to systematically test the consistency, general applicability and dependency on input variables of the approach. Also, typical error margins of the approach are estimated based on this large database of test scenarios.

---

*Validation* of the thematic processor is then carried out for an application example based on multiple HyMap scenes of the 'Cabo de Gata' natural park, province Almería, southeast Spain. The area is dominated by tussock grasses, small bushes and abandoned agricultural fields, and can be considered typical for semi-arid grasslands.

To ensure an automated and widely applicable methodology, all required information should be retrieved from the imagery itself or from standard pre-processing products. In the case of spectral unmixing, the detection of all required spectral signatures of pure scene materials (denoted as Endmembers, EM) from the image itself is critical. For this purpose the Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC) method is adjusted for automated usage. In order to increase the EM detection rate an additional approach is included in  $\mu$ MESMA. Potential new EM can be identified during a first unmixing iteration based on the assumption that pixels which can not be accurately modelled have a higher chance of being EM themselves. Using this *two-step approach for endmember detection*, about 70% of all EM spectra could be automatically retrieved in a series of simulated test cases.

As for most unsupervised classification methods these two approaches do not include an *identification of spectra*. Thus  $\mu$ MESMA includes a decision-based spectral classifier for the classes of interest of this study. Based on *diagnostic features in the spectra*, the use of threshold values can be mostly avoided. The classification accuracy of this approach was 93% when using pure field spectra of the relevant classes. But this chance of  $\sim 1$  in 10 for an inappropriate EM is critical since the accurate unmixing of most scenes requires more than 10 EM. Thus in order to guarantee suitable EM spectra and therefore accurate unmixing results a *manual control of retrieved EM* is highly recommended. After that the final EM set is selected based on different criteria and data tests, such as Endmember Average RMSE (EAR).

To include the spectral variability of all classes in the unmixing process a large number of EM is required. But linear dependencies between spectrally similar classes significantly reduce the mathematical accuracy of the solution when using an increasing number of EMs. To avoid an 'ill-condition' of the unmixing a *Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (MESMA)* approach is used. In this approach each image spectrum is linearly unmixed using all combinations of one spectrum for each of the classes PV, NPV and Soil. Afterwards, the model with the smallest modelling RMS-error is selected and the corresponding fractions are assigned to the pixel.

For *simulation scenarios* the mean unmixing error can be reduced from 11.3% when using conventional manual unmixing to 9.6% using an automated MESMA. For the test area of 'Cabo de Gata' the MESMA approach was able to accurately model the whole image with one comprehensive EM set despite changing spectral characteristics of surfaces (e. g., changes in vegetation status or composition, variation in soil type). In addition, a good condition of the mixing model without linear dependencies was achieved. The mean error over all test plots could be reduced by 0.6% abundance absolute.

---

Using only the modelling RMS error as model selection criterion is not optimal since this measure is dominated by the overall albedo and small but important spectral features are often neglected. This might cause an increased inaccuracy of estimated ground cover fractions for the spectrally similar classes of NPV and bare soil, since the overall shape of the spectra is highly similar. Thus the *residual spectrum* (i. e., the part of the signal which cannot be modelled with the given EMs) is analysed using a *knowledge-based approach* in order to identify a meaningful EM model for each pixel.

Using a combined model selection criterion based on this residual analysis, on modelling RMS and on physical constraints, the unmixing error can be further reduced to an average of 8.6% abundance absolute in simulation scenarios. The robustness of the approach is also increased, especially when introducing additional sources of error like partial shadowing, lichens, increased sensor noise or inexact EM.

This increased stability is highly important for the HyMap imagery of Cabo de Gata since in all real-world applications the whole spectral variability cannot be completely represented by EMs. Thus the mean unmixing error can be significantly lowered from 15.1% abundance absolute when only optimizing the model RMS error to 11.6% abundance absolute when using the combined optimization criterion including residual analysis. The correlation between field measurements and unmixing results was significant ( $p < 0.005$ ) with correlation coefficients between 0.76 and 0.86 ( $R^2$  values).

This average accuracy of the automated  $\mu$ MESMA approach is in the same range as published values of manual field cover measurements, and is equal or only slightly higher than published results using manual MESMA approaches with similar thematic.

Also, an additional unmixing iteration incorporating spatial neighbourhood information is included to ensure that a reasonable EM model is selected for each pixel. To reduce the calculation time of the three MESMA unmixing iterations  $\mu$ MESMA can *iteratively* propose EM models to avoid a 'brute force' calculation. This methodology based on the residual analysis can significantly reduce calculation time by a factor of 7, but also reduces unmixing accuracy.

Another important part of this automated thematic processor is a *reliability measure* of unmixing quality for every pixel. Based on the residual analysis, modelling error, comparison with empirical regression models and local incidence angle, pixels which are likely error-prone can be identified with the  $\mu$ MESMA approach.

For areas with rough terrain the unmixing accuracy can further be increased. Local incidence angle effects significantly affect the accuracy of ground cover estimates for all measurements off-nadir where terrain is rough and vegetation patchy. When the line of sight from bare soil patches to the sensor is (partially) blocked by vegetation, the cover percentage of bare soil is underestimated, while fractional cover by vegetation is overestimated. Using the local incidence angle and empirical vegetation parameters (average height and basal area) a pixel-based empirical correction can be carried out. For the 'Cabo de Gata' test site the average accuracy of ground cover estimates was increased by an additional 2% abundance absolute.

Within this thesis it could be shown that the estimation of ground cover fractions for the functional classes PV, NPV and bare soil can be carried out with increased accuracy using hyperspectral data. With the exception of a recommended manual check the  $\mu$ MESMA approach is fully automated and can retrieve all required information from standardized input data generated by most preprocessing chains. The results of the verification carried out on a large database of field spectra from different semi-arid natural environments and different phenological conditions could be confirmed in the validation for the specific application case 'Cabo de Gata' based on three multitemporal HyMap data sets. Thus the wide applicability of the approach can be assumed.

# Inhaltsverzeichnis

<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>xi</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>xiv</b>
<b>1. Einführung und Zielsetzung</b>	<b>1</b>
1.1. Hintergrund – Bedeutung des Bedeckungsgrads . . . . .	2
1.2. Zielsetzung . . . . .	6
1.3. Aufbau der Arbeit . . . . .	7
<b>2. Spektroskopische Grundlagen</b>	<b>9</b>
2.1. Einleitung . . . . .	9
2.2. Grundlagen der Spektroskopie . . . . .	9
2.2.1. Strahlungsquellen . . . . .	9
2.2.2. Atmosphäre . . . . .	11
2.2.3. Interaktion mit Materie . . . . .	13
2.3. Spektrale Charakteristika natürlicher Materialien . . . . .	15
2.3.1. Böden . . . . .	15
2.3.2. Vegetation . . . . .	17
2.3.3. Diskussion . . . . .	21
2.4. Abbildende spektrometrische Aufnahmesysteme . . . . .	24
2.5. Fazit . . . . .	26
<b>3. Die spektrale Entmischung</b>	<b>27</b>
3.1. Einleitung . . . . .	27
3.2. Das spektrale Mischungsmodell . . . . .	27
3.3. Die spektrale Entmischung . . . . .	30
3.3.1. Theorie der Endmember-Auswahl . . . . .	35
3.3.2. Mathematische Aspekte der Entmischung . . . . .	36
3.4. Grundlagen der MESMA-Entmischung, Stand der Forschung . . . . .	42
3.4.1. Konzeption und Vergleich zur konventionellen Entmischung . . . . .	42
3.4.2. Übersicht über bestehende Ansätze . . . . .	45
3.4.3. Erzielbare Genauigkeiten . . . . .	47
3.5. Fazit . . . . .	50
<b>4. Konzeption einer automatisierten MESMA-Entmischung</b>	<b>52</b>
4.1. Schrittweise Entwicklung der Methodik . . . . .	53
4.2. Ablaufplan der $\mu$ MESMA-Methodik . . . . .	58

<b>5. Realisierung des MESMA-Konzepts</b>	<b>64</b>
5.1. Einleitung . . . . .	64
5.2. Ableitung und Prozessierung der Endmember . . . . .	64
5.2.1. Automatische und semi-automatische Ableitung der Endmember . . . . .	64
5.2.2. Selektionskriterien für MESMA-Endmember . . . . .	65
5.2.3. Weitere Prozessierungsschritte . . . . .	68
5.3. Spektrale Identifikation und Parametrisierung . . . . .	73
5.3.1. Merkmalsbasierte spektrale Klassifikation . . . . .	73
5.3.2. Parametrisierung von Spektren . . . . .	76
5.4. Eigentliche Entmischung . . . . .	83
5.4.1. Umsetzung des MESMA-Konzepts . . . . .	83
5.4.2. Lösungsalgorithmen . . . . .	84
5.4.3. Berücksichtigung mathematischer Rahmenbedingungen . . . . .	85
5.4.4. Identifikation sinnvoller Mischungsmodelle durch Residualanalyse . . . . .	85
5.4.5. Iterative EM-Auswahl . . . . .	88
5.4.6. Berücksichtigung räumlicher Nachbarschaften . . . . .	90
5.5. Entwurf eines Gütemaßes . . . . .	91
5.6. Methodik zur Verifikation und Sensitivitätsanalyse . . . . .	95
5.6.1. Aufbau einer Simulationskette zur Erstellung spektraler Mischungen . . . . .	95
5.6.2. Eigentliche Verifikation, Parameteroptimierung und Sensitivitätsanalyse . . . . .	98
5.7. Fazit . . . . .	99
<b>6. Verifikation der Methoden</b>	<b>101</b>
6.1. Einleitung . . . . .	101
6.2. Verifikation der einzelnen Module . . . . .	101
6.2.1. Detektion der Szenen-Endmember . . . . .	102
6.2.2. Spektrale Identifikation und Parametrisierung . . . . .	106
6.2.3. Eigentliche MESMA-Entmischung . . . . .	113
6.2.4. Verifikation des Gütemaßes . . . . .	116
6.3. Verifikation der gesamten $\mu$ MESMA-Methodik . . . . .	119
6.3.1. Übersicht über die Ergebnisse . . . . .	120
6.3.2. Nähere Betrachtung und Diskussion . . . . .	124
6.3.3. Weitere Tests und Sensitivitätsanalyse . . . . .	134
6.4. Zusammenfassung und Fazit . . . . .	139
<b>7. Validierung am Beispiel 'Cabo de Gata'</b>	<b>142</b>
7.1. Einleitung . . . . .	142
7.2. Naturraum 'Cabo de Gata' . . . . .	142
7.2.1. Überblick über den Untersuchungsraum . . . . .	142
7.2.2. Lage der Testflächen . . . . .	144
7.2.3. Aufnahmen im Feld . . . . .	149
7.2.4. Zusammenfassung . . . . .	156
7.3. Validierung und Diskussion für <i>Cabo de Gata</i> . . . . .	157
7.3.1. Ableitung der Endmember . . . . .	157
7.3.2. Übersicht über die Entmischungsergebnisse . . . . .	161
7.3.3. Nähere Betrachtung und Diskussion . . . . .	164

---

7.3.4. Weitere Aspekte . . . . .	180
7.4. Zusammenfassung und Fazit . . . . .	185
<b>8. Diskussion und Ausblick</b>	<b>189</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>197</b>
<b>A. Weitere Datenprodukte von <math>\mu</math>MESMA</b>	<b>216</b>
<b>B. Vorprozessierung der Bilddaten und Feldspektrometermessungen</b>	<b>222</b>
<b>C. Nähere Betrachtung existierender MESMA-Ansätze</b>	<b>232</b>
<b>D. Nähere Betrachtung des Naturraums <i>Cabo de Gata</i></b>	<b>240</b>
<b>E. Glossar</b>	<b>250</b>
<b>F. Danksagung</b>	<b>256</b>
<b>G. Eidesstattliche Erklärung</b>	<b>258</b>
<b>H. Lebenslauf und Veröffentlichungen</b>	<b>259</b>

# Abbildungsverzeichnis

1.1. Vegetation-Boden-Mosaik in semi-ariden Grasländern . . . . .	3
2.1. Absorptionsbanden der Atmosphäre . . . . .	11
2.2. Schema - Spektrale Größen . . . . .	14
2.3. Absorptionsbanden - Böden . . . . .	16
2.4. Absorptionsbanden - Vegetation . . . . .	19
2.5. Trennung Flechten - NPV - Boden . . . . .	21
2.6. Trennung PV - NPV . . . . .	23
2.7. Trennung NPV - Boden . . . . .	24
3.1. Ursachen spektraler Mischung . . . . .	29
3.2. Kulisseneffekt . . . . .	34
3.3. Einfluss lokaler Einfallswinkel auf Abundanzen . . . . .	35
3.4. Beispiele - Residualspektren . . . . .	39
3.5. Ablaufdiagramm – MESMA-Entmischung . . . . .	43
3.6. EM-Kombinationen bei MESMA. . . . .	44
4.1. Ablaufdiagramm – $\mu$ MESMA . . . . .	60
4.2. Ablaufdiagramm – EM-Ableitung . . . . .	61
4.3. Ablaufdiagramm – Verifikation durch Simulation . . . . .	63
5.1. Bandauswahl . . . . .	69
5.2. Spektrale Normierung . . . . .	72
5.3. Simulation der Abschattung . . . . .	73
5.4. Parametrisierung von Absorptionsbanden . . . . .	77
5.5. Wellenlängen der verwendeten Indices . . . . .	83
5.6. Einfluss von spektralen Änderungen auf die Gesamtalbedo . . . . .	86
5.7. Ablaufdiagramm – Iterative MESMA-Entmischung . . . . .	89
5.8. Ablaufdiagramm – Räumliche Nachbarschaften bei MESMA . . . . .	92
5.9. Anzahl Simulationsmodelle . . . . .	97
6.1. Korrelation spektraler Ähnlichkeitsmaße . . . . .	104
6.2. Spektren der extremen EAR-Maße (PV) . . . . .	105
6.3. Detektion spektraler Merkmale I . . . . .	107
6.4. Detektion spektraler Merkmale II . . . . .	107

---

6.5.	Detektion spektraler Merkmale III . . . . .	108
6.6.	Rechenzeiten der Entmischungsansätze . . . . .	115
6.7.	Korrelation – Fehlermaß . . . . .	118
6.8.	Histogramme der Entmischungsfehler . . . . .	126
6.9.	Entmischungsfehler nach Abundanzen . . . . .	128
6.10.	Entmischungsfehler – Regressionsanalyse . . . . .	129
6.11.	Entmischungsfehler – Einzelmodelle I . . . . .	130
6.12.	Entmischungsfehler – Einzelmodelle II . . . . .	132
6.13.	Entmischungsfehler – Heterogene Eingangsspektren . . . . .	133
6.14.	Einflussfaktoren auf die Entmischung I . . . . .	138
7.1.	Lage des Untersuchungsgebiets . . . . .	143
7.2.	Lage der Testflächen . . . . .	145
7.3.	Vegetation des Untersuchungsraums . . . . .	146
7.4.	Testflächen mit anthropogenem Einfluss . . . . .	147
7.5.	Panoramen I . . . . .	148
7.6.	Panoramen II . . . . .	150
7.7.	Testflächen Hoya del Paraiso . . . . .	151
7.8.	Bestimmung der Bedeckungsgrade im Feld . . . . .	152
7.9.	Bedeckungsgrade - Feldmessungen . . . . .	154
7.10.	Variabilität der Bedeckungsgrade . . . . .	155
7.11.	HyMap-Datenbasis . . . . .	158
7.12.	Übersicht SMACC-EM-Spektren I . . . . .	159
7.13.	Übersicht SMACC-EM-Spektren II . . . . .	159
7.14.	Lage der SMACC-EM . . . . .	160
7.15.	Übereinstimmung Feld- und MESMA-Ergebnisse . . . . .	166
7.16.	Relief und lokaler Einfallswinkel I . . . . .	168
7.17.	Relief und lokaler Einfallswinkel II . . . . .	170
7.18.	Übereinstimmung Feld- und verbesserte MESMA-Ergebnisse . . . . .	171
7.19.	Räumliche Darstellung des Boden-EMs . . . . .	172
7.20.	Ergebnisübersicht – Hoya del Paraiso . . . . .	174
7.21.	Räumliche Verteilung des Modellierungsfehlers . . . . .	175
7.22.	Entmischungsfehler je Testfläche . . . . .	177
7.23.	Boden-Kartierung durch MESMA . . . . .	179
7.24.	Zusammenhang zwischen Relief und Bedeckungsgrad . . . . .	180
7.25.	Zeitliche Veränderung der Bedeckungsgrade . . . . .	181
7.26.	Einflussfaktoren auf die Entmischung II . . . . .	184
A.1.	Datenprodukte von $\mu$ MESMA – Beispiele . . . . .	217
A.2.	Karten der relativen Anteile von Bodenmineralen. . . . .	218
A.3.	Perspektivische Visualisierung . . . . .	220
A.4.	Entmischung von HYPERION-Daten . . . . .	221

---

B.1. Evaluierung – Georeferenzierung . . . . .	223
B.2. Auswirkung des geometrischen Resamplings . . . . .	225
B.3. Beispiel für aktualisierte Kalibrierkoeffizienten . . . . .	226
B.4. Auswirkung veränderter Zentrumswellenlängen . . . . .	227
B.5. Evaluierung – radiometrische Kalibrierung & Atmosphärenkorrektur .	230
B.6. Filterung von Hyperion-Daten . . . . .	231
D.1. Klimadiagramm Cabo de Gata . . . . .	241
D.2. Geologie des Untersuchungsgebiets . . . . .	242
D.3. Höhenprofil des Untersuchungsgebiets . . . . .	243
D.4. Landdegradationsmodell nach Boer . . . . .	248

# Tabellenverzeichnis

2.1. SI-Einheiten und Bezeichnungen . . . . .	10
2.2. Absorptionsbanden von Vegetation . . . . .	18
2.3. Systemcharakteristika abbildender Spektrometer . . . . .	25
3.1. Übersicht über ausgewählte Entmischungsverfahren . . . . .	47
5.1. Kriterien der Klassifikation . . . . .	75
6.1. Korrelation spektraler Ähnlichkeitsmaße . . . . .	104
6.2. Auswahl der Spektren . . . . .	105
6.3. Erzielte Genauigkeit – Spektrale Klassifikation . . . . .	109
6.4. Trennbarkeit PV-NPV durch Indices . . . . .	111
6.5. Trennbarkeit NPV-Boden durch Indices . . . . .	111
6.6. Trennbarkeit PV-Boden durch Indices . . . . .	112
6.7. Kennzeichnung der Klassen durch Indices . . . . .	112
6.8. Konditionierung der EM-Matrix . . . . .	113
6.9. Performance der Lösungsalgorithmen . . . . .	115
6.10. Regression NDVI-Bedeckungsgrad . . . . .	117
6.11. Regression SWIR2-Ratio und Bedeckungsgrad . . . . .	117
6.12. Entmischungsergebnisse – Zusammenfassung . . . . .	121
6.13. $\mu$ MESMA-Ergebnisse - Feldspektren . . . . .	124
6.14. $\mu$ MESMA-Ergebnisse - Bildspektren . . . . .	125
6.15. $\mu$ MESMA-Ergebnisse – heterogene Eingangsspektren . . . . .	133
6.16. Homogenität der Datengrundlage . . . . .	134
6.17. $\mu$ MESMA-Ergebnisse – externe Faktoren . . . . .	136
7.1. Entmischungsergebnisse für das Testgebiet – Zusammenfassung . . . . .	165
7.2. Entmischungsergebnisse für das Testgebiet – Schatten & Skalierung . . . . .	169
A.1. Datenprodukte von $\mu$ MESMA . . . . .	218
A.2. In $\mu$ MESMA implementierte Indices . . . . .	219
E.1. Wellenlängenbereiche und Bezeichnungen . . . . .	255

'The only laws of matter are those that our minds must fabricate  
and the only laws of mind are fabricated for it by matter.'

James Clerk Maxwell (1831-1879)

# 1. Einführung und Zielsetzung

Nicht ohne Grund erklärte die UNO das Jahr 2006 zum *'Jahr der Wüsten und der Desertifikation'*. Denn obwohl Trockengebiete rund 40% der Landoberfläche und 43% der kultivierten Anbaufläche der Erde umfassen und den Lebensraum für 2 Milliarden Menschen darstellen, ist das Problem der Desertifikation<sup>1</sup> und Landdegradation<sup>1</sup> in den letzten Jahren zunehmend in den Hintergrund gerückt. Dies verwundert insofern, da nach Darstellung des *United Nations Environment Programme* 73% der Weideflächen, 47% der unbewässerten und 30% der bewässerten Anbauflächen gegenwärtig von Desertifikation betroffen sind und der verursachte wirtschaftliche Schaden mit jährlich 42 Milliarden US-\$ beziffert wird (UNEP (2006)).

Auch wenn viele Wissenschaftler beim Thema *Desertifikation* den exakten Zahlen, den möglichen Ursachen sowie den prognostizierten Auswirkungen kritisch gegenüberstehen, so herrscht doch weitgehend Konsens über die Kernpunkte des Problems und über die Notwendigkeit zur Initiative (vgl. Thomas und Middleton (1994)).

Hierzu zählen als prominente Beispiele das 1994 ratifizierte Übereinkommen der Vereinten Nationen zur Bekämpfung der Wüstenbildung, der *'United Nations Convention to Combat Desertification'* (UNCCD, <http://www.unccd.int/>), eine Serie europäischer Initiativen wie z. B. MEDALUS I - III (Mediterranean Desertification and Land Use, <http://www.medalus.demon.co.uk/>) oder gegenwärtig DeSurvey (*'A Surveillance System for Assessing and Monitoring of Desertification'*, <http://www.desurvey.net>) sowie nationale Initiativen wie z. B. DesertNet (*'German Competence Network for Research to Combat Desertification'*, <http://www.desertnet.de/>).

Der Informationsbedarf hinsichtlich der Erfassung und Bewertung des Degradationsrisikos unter besonderer Berücksichtigung von Fernerkundungsdaten wird in einigen Studien untersucht, und Konzepte zur Integration von fernerkundlichen Datenprodukten in Modelle vorgestellt (u. a. Hill u. a. (1996); Rubio und Bouchet (1998); ESA/ESRIN u. a. (2003); Dech u. a. (2003); DISforME (2004); Röder (2005); Ustin u. a. (2005)). Aus den Ergebnissen dieser Studien wird ersichtlich, dass neben zeitlich hochaufgelösten Standardprodukten (z. B. Zeitserien von Vegetationsindices) auch ein erhöhter Bedarf an detaillierter Information über den Zustand von Boden und Vegetation zur akkuraten Modellierung des Degradationsrisikos benötigt wird.

Als ein etabliertes Beispiel zur großflächigen Erfassung von Bereichen, die durch Prozesse der Landdegradation gefährdet sind, kann das Monitoring des Aralsees dienen (u. a. Dech (2005)). Doch zur lokalen und detaillierten Erfassung von bio- und geophysikalischen Parametern werden verstärkt Hyperspektraldaten benötigt (zuerst

---

<sup>1</sup>Für Begriffsdefinitionen sei auf das Glossar (Annex E auf S. 250ff.) hingewiesen.

in Goetz u. a. (1985)), wie auch in den Übersichtsartikeln von Asner u. a. (2003); Okin und Roberts (2004); Ustin u. a. (2005) dargestellt wird.

Ein wichtiger Parameter, der auch in einer Vielzahl von fernerkundlichen Studien (neben den zuvor genannten auch u. a. Smith u. a. (1990a,b); Lacaze (1996); Adams und Smith (1996); Roberts u. a. (1998); Drake u. a. (1999); Elmore u. a. (2000); Garcia und Ustin (2001)) untersucht wurde, ist hierbei der Bedeckungsgrad. Dieser steht somit auch im Fokus dieser Arbeit.

## **1.1. Hintergrund – Die Bedeutung des Bedeckungsgrads für semi-aride Naturräume**

Ein Kennzeichen arider und semi-arider Naturräume ist eine starke inter-annuelle wie auch jahreszeitliche Variabilität von Niederschlag und Temperatur. Zusammen mit den lokalen Wuchsbedingungen am Standort, bestimmt durch Mikroklima, Relief und Boden, sowie gegebenenfalls der anthropogenen Nutzung führt dies zu einer hohen temporären und räumlichen Variabilität der Vegetation und letztendlich zur Herausbildung eines kleinräumigen und variablen Mosaiks an vitaler, degradierter und abgestorbener Vegetation sowie unbedeckten Boden- und Gesteinsflächen (vgl. Abb. 1.1). Die räumliche Ausprägung der einzelnen Klassen liegt oftmals im Bereich unterhalb eines Quadratmeters und somit unterhalb des räumlichen Auflösungsvermögens von fernerkundlichen Sensoren. Das Kernprodukt dieser Arbeit, die quantitative Erfassung der einzelnen Bestandteile dieser komplexen Mosaik, leistet einen essentiellen Beitrag zur Charakterisierung der Standorte, was im Folgenden näher dargestellt wird.

Im Zuge botanischer und ökologischer Aufnahmen gehört die Abschätzung der Vegetationsbedeckung zu den standardmäßig erhobenen Parametern, da sie in Verbindung mit Artenlisten und Zustandsbeschreibungen ein umfassendes Bild der Vegetation am Standort ermöglicht (z. B. Kreeb (1983); Coulloudon u. a. (1999)). Auch zur näherungsweisen Abschätzung von Pflanzenwachstum finden Vegetationsbedeckungsgrade Verwendung.

Hinsichtlich einer standardisierten ökologischen Aufnahme existieren in den USA amtliche Richtlinien. Diese legen fest, welche Parameter erhoben werden sollen und wie diese definiert sind. Relevante Beispiele hierzu sind die gesamt-ökologische Bestandsaufnahme an Standorten (Habich (2001)), die eigentliche Vegetationsaufnahme (Coulloudon u. a. (1999)) sowie die standardisierte Bewertung von semi-ariden Grasländern hinsichtlich der Degradation (Pellant u. a. (2005)). In diesen Richtlinien wird die Erfassung des flächenhaften Anteils von Vegetation und Boden im Feld beschrieben und als essentieller Bestandteil der Feldaufnahme angesehen.

In Pellant u. a. (2005) sowie DISforME (2004) werden weiterhin der Anteil und die Verteilung von Vegetation und offenem Boden als zwei der wichtigsten Parameter angesehen, welcher die Stabilität des Standorts gegen Wasser- und Winderosion bestimmen. Folglich wird die Erfassung als essentiell zur Bewertung des Degradationsrisikos angesehen.



(a) Lockeres Mosaik aus Horstgräsern (*Stipa tenacissima*), einjährigen Gräsern, trockenen Büschen und unbedecktem Boden. Im Bildhintergrund unbedeckte erodierte Mergel der Badlands des 'Desierto de Tabernas' bei EL Cautivo, Provinz Almería, Südostspanien, knapp 50 km landeinwärts vom Testgebiet 'Cabo de Gata'.



(b) Typisches kleinräumiges Mosaik aus Zwergpalmen (*Chamaerops humilis*), Horstgräsern (*Stipa tenacissima*), einjährigen Gräsern sowie Geröll- und Bodenflächen an den Hängen der 'Sierra del Cabo de Gata', Provinz Almería, Südostspanien.

Abbildung 1.1: Typische Vegetation-Boden-Mosaik in semi-ariden Grasländern.

In allen genannten Richtlinien wird Bodenbedeckung als der Anteil des Bodens definiert, welcher von Regen nicht *direkt* getroffen wird. Dies entspricht dem Flächenanteil an vitalen und abgestorbenen Pflanzen, Streu, biologischen Bodenkrusten sowie an Schutt und Fels. Die in dieser Arbeit durch spektrale Entmischung von Fernerkundungsdaten gewonnenen Bedeckungsgrade entsprechen dieser zur Felderfassung entwickelten Definition, sodass die Verwendung von Fernerkundungsdaten im Rahmen dieser standardisierten Richtlinien möglich ist.

In den allermeisten Bodenerosionsmodellen (wie z. B. Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE), Water Erosion Prediction Project (WEPP), Limburg Soil Erosion Model (LISEM), European Soil Erosion Model (EUROSEM) und EROSION2D/3D) erfolgt die Modellierung der Bodenerosion unter Berücksichtigung der Bedeckungsgrade als ein Schlüsselparameter. Eine geschlossene oder lockere Pflanzendecke schwächt die Erosionskraft des Regens ab, Oberflächenabfluss wird verlangsamt und durch Wasseraufnahme reduziert, und weiterhin wird der Boden durch das Wurzelwerk stabilisiert.

Durch abgestorbene Pflanzenteile wird auch der Humusgehalt des Bodens erhöht, hierdurch die Aggregatstruktur verbessert und somit das Erosionsrisiko verringert. Ähnliches gilt für Auswehungsprozesse, welche ebenso zu Bodenabtrag führen. Zur korrekten Modellierung dieser der Degradation entgegenwirkenden Komponente *Bedeckungsgrad* ist es folglich wichtig, die Anteile von Vegetation und offenem Boden für große Flächen quantitativ zu erfassen. Auch wird die Erweiterung dieser Modelle um die Berücksichtigung der kleinräumigen Anordnung von Vegetation und Boden zunehmend umgesetzt, da hierdurch die lokale Wind- und Abflussgeschwindigkeit und somit die Erosionskraft berücksichtigt werden kann.

Für eine tiefere Diskussion von Bodenabtragungsmodellen in semi-ariden Räumen und die Rolle der räumlichen Vegetationsbedeckung sei auf die Übersichtsartikel von Puigdefábregas (2005) und Weltz u. a. (1998) sowie auf die Arbeit von Faust (1995) verwiesen. Diese Artikel stellen die Rolle der Vegetationsbedeckung als bedeutendsten erosionsmindernden Einzelfaktor hinsichtlich der Bodenerosion im Mittelmeerraum dar. Generell liegt vielen dieser Modelle die Annahme eines exponentiellen Rückgangs der Erosion mit zunehmender Bodenbedeckung zu Grunde. Dies bedeutet, dass bereits Bedeckungsgrade von 20% als stark erosionsmindernd angesehen werden.

Hinsichtlich der Integration von Fernerkundungsdaten in Bodenerosionsmodelle sei beispielhaft auf die Arbeiten von Klisch u. a. (2003) und Boer und Puigdefábregas (2005) verwiesen, welche zwei Ansätze basierend auf Vegetationsbedeckungsgraden beschreiben. Eine direkte Methodik zur Ermittlung des Degradationszustandes semi-arider Böden aus Fernerkundungsdaten ist in Hill u. a. (1996) beschrieben. Hierbei wird durch spektrale Entmischung von Hyperspektraldaten der flächenhafte Anteil des Ausgangsgesteins bestimmt, um hieraus Aussagen über den Entwicklungszustand des Bodens (genauer: über ungestörte Bodenentwicklung oder Kappung des Bodenprofils durch Abtrag) zu treffen.

Ein aktuelles Beispiel dafür, wie komplexe Prozesse der Landdegradation in Trockengebieten über die Kopplung von Vegetationsdichte und Degradationszustand erfasst werden können, liefert das Landdegradationsmodell nach Boer (1999); Boer und Puigdefábregas (2003) (siehe Annex D). Diese Arbeiten führen ein Konzept zur Berechnung der standortspezifischen potentiellen Vegetationsdichte ein, welches über ein Regressionsmodell den Zusammenhang zwischen der Vegetationsdichte ungestörter Standorte und einem bioklimatischen Feuchtigkeitsindex berechnet. Unter Berücksichtigung von Klimadaten, Relief, Boden und Ausgangsgestein kann somit für jeden Standort die potentiell mögliche Vegetationsdichte berechnet werden. Aussagen über den Zustand liefert der Vergleich dieser potentiellen Vegetationsdichte mit den tatsächlichen Werten, die aus Fernerkundungsdaten abgeleitet wurden, wobei Anomalien zeitlicher und räumlicher Art als Indikator für Prozesse zu- oder abnehmender Degradation angesehen werden.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass von Nutzerseite ein Bedarf an quantitativen räumlichen Datenprodukten hinsichtlich der Bedeckungsgrade von Vegetation und Boden besteht, welchen die Fernerkundung potentiell durch standardisierte und verifizierte Informationsprodukte decken kann.

Die Abschätzung von Bedeckungsgraden aus Fernerkundungsdaten kann bereits durch einfache Verfahren wie die NDVI-Berechnung aus NOAA AVHRR erreicht werden. Der große Nachteil des genannten Verfahrens liegt in der Tatsache begründet, dass ausschließlich der Anteil grüner Vegetation bestimmt werden kann. Die relevanten Klassen Boden und trockene Vegetation können auf Grund der hohen spektralen Ähnlichkeit nur unzureichend getrennt werden. Da semi-aride Räume ganzjährig einen signifikanten Anteil an nicht photosynthetisch aktiver Vegetation (trockene und abgestorbene Pflanzen und Pflanzenteile, Streu) aufweisen, ist die Unsicherheit in der spektralen Unterscheidung zu offenliegendem Boden ein ernstzunehmendes Problem multispektraler optischer Fernerkundungssysteme. Als direkte Auswirkung hiervon sind die zur Bewertung der Bodenerosion notwendigen Anteile offenliegenden Bodens durch eine hohe Unsicherheit gekennzeichnet.

Aus diesem Grund werden zur *exakten* Ableitung von Bodenbedeckungsgraden bereits seit Anfang der 1990er Jahre verstärkt Hyperspektraldaten eingesetzt, welche auf Grund der besseren spektralen Auflösung die sichere Identifikation von Boden, grüner und trockener Vegetation ermöglichen. Hinsichtlich der Methodik haben sich Verfahren der spektralen Entmischung etabliert, welche das Potential spektroskopischer Daten nutzen.

Die fehlende Verfügbarkeit von weltraumgestützten Hyperspektralsystemen verhindert aktuell noch die Erfassung großer Bereiche der Erdoberfläche, doch sollte sich die Datenlage spätestens mit der deutschen EnMAP-Mission ab 2011 ändern. Um das Potential einer großflächigen Erfassung von bio- und geophysikalischen Parametern auch zu nutzen, muss der Fokus auf automatisierte Verfahren gelegt werden, welche standardisierte und validierte Produkte erzeugen.

Diese Arbeit stellt eine solche Methodik vor, welche im Rahmen einer automatisierten Prozessierungskette für Hyperspektraldaten diese Datenprodukte zur Verfügung stellen kann. Der erhöhte Aufwand der vorgestellten Methodik hinsichtlich Rechenleistung sowie der Anspruch an die Sensorcharakteristik wird im Zuge der technischen Entwicklung und der Verfügbarkeit besserer Systeme relativiert; die erhöhte Genauigkeit der Ergebnisse ist aber bereits heute von Nutzen.

## 1.2. Zielsetzung

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung einer **Methodik zur verbesserten und weitgehend automatisierten Ableitung von Bodenbedeckungsgraden in semi-ariden Naturräumen unter Ausnutzung des Potentials hyperspektraler Datensätze**. Hierdurch sollen *quantitative* Informationen zu den *relevanten funktionalen Klassen* im Maßstabbereich der natürlichen Objekte, also im *Subpixelbereich*, abgeleitet werden. Auch soll die Methodik ein *Gütemaß zur pixelweisen Einschätzung der Zuverlässigkeit der Ergebnisse* beinhalten. Um die Automatisierung des thematischen Prozessors zu gewährleisten, soll eine robuste Methodik entwickelt werden. Ferner sollen die einzelnen Methoden verifiziert werden. Die Validierung soll anhand eines konkreten Anwendungsfalls erfolgen.

Weiterhin sollen die folgenden Aspekte berücksichtigt werden:

- Ableitung aller benötigten Informationen aus den Bilddaten oder standardmäßig im Zuge der Vorprozessierung erzeugten Datenprodukten.
- Explizite Einbeziehung der spektralen Variabilität der Oberflächen.
- Nutzung von thematischer Information für den Entmischungsprozess durch Identifikation und Parametrisierung von diagnostischen spektralen Merkmalen.
- Berücksichtigung der spektralen Ähnlichkeit nicht-photosynthetisch aktiver Vegetation und Boden sowie weiterer spektraler Charakteristika.
- Einbeziehung von Information aus der räumlichen Nachbarschaft.
- Numerisch stabile Lösung überbestimmter Gleichungssysteme auch im Falle von linearen Abhängigkeiten und schlechter Konditionierung.
- Möglichkeiten zur Reduzierung der Rechenzeit.

Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt somit in der Neuentwicklung, Verfeinerung und Verifikation von spektralen Analysemethoden – folglich werden diese Aspekte detailliert und Randaspekte in Form von Anhängen dargestellt. Die mögliche Integration der Datenprodukte in Degradationsmodelle sowie die geographische Interpretation der Ergebnisse werden nur am Rande angesprochen.

### 1.3. Aufbau der Arbeit

Der Aufbau dieser Arbeit gliedert sich in drei große Blöcke. In den ersten beiden Kapiteln (Kap. 2 und Kap. 3) werden die grundlegenden Sachverhalte und Methoden dargestellt, und die im weiteren Verlauf bearbeiteten Problemfelder aufgezeigt. Der zweite Block, Kap. 4 und Kap. 5, stellt die Konzeption und die Umsetzung des neu entwickelten methodischen Ansatzes vor. Der dritte Block, (Kap. 6 und Kap. 7), umfasst die Darstellung und Diskussion der Ergebnisse anhand einer Methodenverifikation und auf Basis der Anwendung für einen semi-ariden Naturraum.

Im Einzelnen beinhaltet das nachfolgende Kapitel 2 die Darstellung der für die vorliegende Arbeit notwendigen Grundlagen der Spektroskopie. Hierzu zählen die grundlegenden Strahlungsgesetze und ausgewählte Aspekte der Strahlungsinteraktion in der Atmosphäre sowie mit der Erdoberfläche. Anschließend wird näher auf die spektralen Charakteristika von Boden, photosynthetisch aktiver Vegetation sowie Trockenvegetation und auf die sich hieraus ergebende Problematik der optischen Fernerkundung in Trockengebieten eingegangen. Abschließend werden das Aufnahmeprinzip sowie Kenngrößen von Spektrometern in kurzer Form beschrieben.

Die spektrale Mischung sowie deren Ursachen werden in Kapitel 3 dargestellt. Neben den mathematischen *Grundlagen der Entmischung* erfolgt ein Überblick über existierende Ansätze sowie den Stand der Forschung, wobei eine vertiefende Darstellung relevanter MESMA-Verfahren in Annex C erfolgt. Bereits bei der Darstellung der allgemeinen Grundlagen werden erste Ansatzpunkte für Verbesserungen angesprochen, welche in dieser Arbeit aufgegriffen werden.

Nachfolgend wird in Kapitel 4 die *Konzeption* der in dieser Arbeit entwickelten  $\mu$ MESMA-Methodik vorgestellt. In diesem Kapitel werden in Form einer Übersicht die einzelnen Neuerungen des Ansatzes hervorgehoben und in den Gesamtzusammenhang eingeordnet.

Die eigentliche *Umsetzung* wird detailliert in Kapitel 5 beschrieben. Hierbei ist das Augenmerk auf praktische Aspekte der einzelnen Methoden sowie deren Integration in eine automatische Prozessierungskette gerichtet.

Danach wird in Kapitel 6 die vorgestellte Methodik anhand von Tests und Simulationen auf Konsistenz, Abhängigkeit von Eingangsgrößen und Übertragbarkeit *verifiziert*. Auch werden typische erzielbare Genauigkeiten der Entmischungsergebnisse unter verschiedenen Bedingungen ermittelt.

Die *Validierung* wird in Kapitel 7 am konkreten *Fallbeispiel 'Cabo de Gata'* durchgeführt. Nach einer Übersicht über den Naturraum und einer Einordnung der Referenzflächen wird die Rolle des Bedeckungsgrades näher beleuchtet. Anschließend erfolgt die Validierung der durch  $\mu$ MESMA aus HyMap-Bilddaten abgeleiteten Bedeckungsgrade gegen Feldmessungen, die Interpretation der sich ergebenden Unterschiede und die Bewertung der Methoden.

Diese Arbeit schließt mit einer zusammenfassenden Bewertung der Ergebnisse in Kapitel 8, wobei als Ausblick weitere Anwendungen und Verfeinerungen der vorgestellten Methodik beschrieben werden.

Im anschließenden Annex werden zusätzliche Datenprodukte der Methodik dargestellt (Annex A), und Details zur Vorprozessierung der Datengrundlage (Annex B) sowie zu existierenden Entmischungsansätzen (Annex C) beschrieben. Eine detaillierte Beschreibung des Naturraums erfolgt in Annex D. Für die Definitionen der wichtigsten Begriffe dieser Arbeit sei auf das Glossar in Annex E hingewiesen.

## 2. Spektroskopische Grundlagen

### 2.1. Einleitung

In diesem Kapitel wird zum besseren Verständnis des Textes kurz auf die physikalischen Grundlagen der Spektroskopie eingegangen. Dies umfasst die fundamentalen Strahlungsgleichungen, die Grundlagen zur Strahlungsinteraktion mit Materie und den sich daraus ergebenden spektralen Charakteristika natürlicher Oberflächen. Dabei wird insbesondere die spektrale Reflexion von Vegetation und Böden näher betrachtet. Anschließend erfolgt die Darstellung von Aufnahmeprinzipien und Kenngrößen von Feldspektrometern und abbildenden Spektrometern.

### 2.2. Grundlagen der Spektroskopie

Die Spektroskopie nutzt die Absorption, Emission oder Streuung elektromagnetischer Strahlung an Atomen oder Molekülen (oder deren Ionen), um qualitativ oder quantitativ die Atome oder Moleküle zu untersuchen, oder um physikalische Prozesse zu untersuchen. Daraus kann das *Spektrum* als graphische Darstellung von Reflexion, Absorption und Transmission als Funktion der Wellenlänge abgeleitet werden. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit bezieht sich Spektrum daher immer auf ein *Reflexionsspektrum*, sofern nicht anders angegeben. Außerdem werden die in Tab. 2.1 aufgeführten Bezeichnungen und Formelzeichen verwendet. Für die exakte Herleitung sowie eingehende Betrachtung sei auf Schott (1997); Schowengerdt (1997) verwiesen. Die Bezeichnungen der Wellenlängenbereiche sind im Annex in Tab. E.1 aufgelistet.

#### 2.2.1. Strahlungsquellen

Als erstes sollen die zur Charakterisierung der solaren Ausstrahlung notwendigen Gleichungen vorgestellt werden. Diese Ausstrahlung erfolgt für jeden Körper gemäß seiner Temperatur. Die über das gesamte Spektrum abgegebene Strahlung  $M$  eines idealen Strahlers (Schwarzkörper) mit der Emissivität  $\varepsilon = 1$  sowie mit der Temperatur  $T$  beschreibt das Stefan-Boltzmann-Gesetz:

$$M = \varepsilon \sigma T^4 \quad (2.1)$$

wobei  $\sigma = 5,669 \cdot 10^{-8} [Wm^{-2}K^{-4}]$ .

Tabelle 2.1: Spektrale Einheiten und Bezeichnungen

Bezeichnung	engl. Bezeichnung	Formelzeichen & Herleitung	SI-Einheit
Strahlungsenergie	Radiant Energy	Q	[J]
Strahlungsfluss	Radiant flux	$\Phi = \frac{dQ}{dt}$	[W]
Strahlstärke	Radiant intensity	$I = \frac{d\Phi}{d\Omega}$	$[\frac{W}{sr}]$
Bestrahlungsstärke	Irradiance	$E = \frac{d\Phi}{dA}$	$[\frac{W}{m^2}]$
Spezifische Ausstrahlung	Radiant exitance	$M = \frac{d\Phi}{dA}$	$[\frac{W}{m^2}]$
Strahldichte	Radiance	$L = \frac{d^2\Phi}{d\Omega dA \cos\theta}$	$[\frac{W}{sr m^2}]$

wobei A: Bestrahlte resp. abstrahlende Fläche [ $m^2$ ];  $\Omega$ : Raumwinkel [sr];  $\theta$ : Winkel zur Flächennormalen [rad]. Bei der Betrachtung spektraler Messgrößen erfolgt eine weitere Integration über das betrachtete Wellenlängenintervall, und die SI-Einheit wird erweitert um [ $\mu m^{-1}$ ].

Die *spektrale* Schwarzkörperstrahlung als Funktion der Wellenlänge  $\lambda$  und der Temperatur T wird durch die Planck'sche Formel beschrieben:

$$M_\lambda = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{e^{hc/\lambda kT} - 1} \quad (2.2)$$

wobei h: Planck'sche Konstante ( $6,626 * 10^{-34} Js$ ); k: Boltzmann'sche Konstante ( $1,380 * 10^{-23} JK^{-1}$ ); c: Lichtgeschwindigkeit im Vakuum ( $2,998 * 10^8 ms^{-1}$ ).

Die Wellenlänge der maximalen Ausstrahlung  $\lambda_{max}$  liefert das Wien'sche Verschiebungsgesetz:

$$\lambda_{max} = 2898/T \quad (2.3)$$

wobei  $\lambda_{max}$  in  $\mu m$  und T in Kelvin eingehen.

Die Photonenenergie q berechnet sich nach

$$q = \frac{hc}{\lambda} \quad (2.4)$$

wobei wiederum h die Planck'sche Konstante und c die Lichtgeschwindigkeit im Vakuum ist.

Auf Basis dieser grundlegenden Formeln lassen sich nunmehr die solaren Ausstrahlungsprozesse beschreiben und berechnen. Nachfolgend werden nun die Strahlungsprozesse in der Erdatmosphäre beschrieben, bevor auf die Strahlungsinteraktion an der Erdoberfläche eingegangen wird.

### 2.2.2. Atmosphäre

Durch wellenlängenabhängige Absorptions- und Streuprozesse in der Atmosphäre, hervorgerufen unter anderem durch Wasserdampf, Sauerstoff, Ozon, Kohlendioxid sowie Aerosole, wird die solare Einstrahlung in ihrer Stärke wellenlängenabhängig verändert (Abb. 2.1, vgl. Richter und Schläpfer (2002)). Die an der Erdoberfläche gemessene solare Bestrahlungsstärke  $E$  berechnet sich somit aus der Bestrahlungsstärke oberhalb der Erdatmosphäre  $E_0$ , modifiziert um die Weglänge durch die Atmosphäre (ausgedrückt als 'optische Masse'  $m$ ), sowie der Transmissionsgrade  $\tau$  optisch wirksamer Atmosphärenbestandteile. Der Zusammenhang zwischen Transmissionsgrad, optischer Masse und optischer Dicke  $\delta$  unter einem Beobachtungs-Zenitwinkel  $\theta$  berechnet sich nach  $\tau = e^{-m\delta} = e^{-\frac{1}{\cos\theta} \delta}$

Als Vereinfachung erhält man im monochromatischen Fall:

$$E = E_0 e^{-m(\delta_{\text{Aerosol}} + \delta_{\text{Rayleigh}} + \delta_{\text{Wasserdampf}} + \delta_{\text{sonstige Gase}})} \quad (2.5)$$

wobei  $\delta_{\text{sonstige Gase}} = \delta_{\text{O}_2} + \delta_{\text{O}_3} + \delta_{\text{CH}_4} + \delta_{\text{NO}_2} + \delta_{\text{CO}_2}$ .

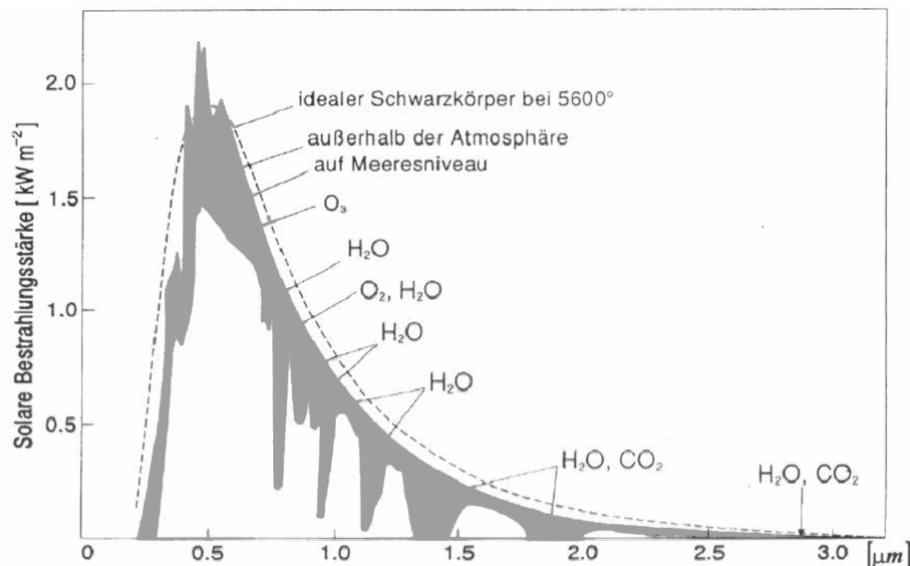


Abbildung 2.1: Absorptionsbanden der Erdatmosphäre. Originalkonzept: VALLEY, S.L. (1965): *Handbook of Geophysics and Space Environments*. Air Force Research Lab., Bedford, Massachusetts. Verändert.

Die am Sensor empfangene Strahldichte ('at-sensor radiance'  $L_{\text{sensor}}$ ) beinhaltet neben der vom Objekt reflektierten Strahlung  $L_{\text{reflected}}$  noch weitere Komponenten. Hierzu zählen die von der Umgebung des Objekts reflektierte und zum Sensor gestreute Strahlung  $L_{\text{adjacency}}$ , sowie ein durch Streuung in der Atmosphäre ohne Bodenkontakt verursachter Strahlungsterm ('path radiance'  $L_{\text{path}}$ ). Somit ergibt sich:

$$L_{sensor} = L_{reflected} + L_{adjacency} + L_{path} \quad (2.6)$$

Nachbarschaftseffekte werden im Folgenden als Adjacency-Effekte beschrieben, um eine eindeutige Bezeichnung für diesen wellenlängenabhängigen vom Terrain und spektralen Kontrast bestimmten Effekt zu verwenden.

Hinsichtlich der zentralen Thematik dieser Arbeit, der spektralen Entmischung, sind folgende Strahlungsprozesse von besonderer Bedeutung:

- Adjacency-Effekte, vor allem bei kleinräumigen Mosaiken von Oberflächen mit hohem spektralem Kontrast im VNIR-Bereich.
- Unterschiedlich starke Ein- und Ausstrahlung durch Terraineffekte.
- Abschattungseffekte, d. h. der Anteil direkter und diffuser Einstrahlung.

Für flaches Terrain und Wellenlängenbereiche ohne thermale Emission ergibt sich:

$$L_{Sensor} = L_p(\theta_v, \theta_s, \phi) + \tau_v(\theta_v) \frac{\rho}{\pi} \frac{E_g(0)}{1 - \rho_r s} \quad (2.7)$$

wobei  $L_p$ : path radiance;  $\theta_v$ : Zenitwinkel der Beobachtung;  $\theta_s$ : Zenitwinkel der Einstrahlung;  $\phi$ : relativer Azimutwinkel;  $\tau_v$ : gesamter Transmissionsgrad als Summe des direkten  $\tau_{dir}$  und diffusen Transmissionsgrads  $\tau_{dif}$ ;  $E_g$ : gesamte Einstrahlung, Summe aus direkter  $E_{dir}$  und diffuser  $E_{dif}$  Einstrahlung;  $\rho$ : Reflexionsgrad des Objekts (unter Annahme perfekter diffuser (Lambert'scher) Reflexion);  $\rho_r$ : mittlerer Reflexionsgrad der Umgebung;  $s$ : sphärische Albedo der Atmosphäre.

Um den Reflexionsgrad einer Oberfläche zu bestimmen, müssen die Abhängigkeiten und Einflüsse der Atmosphäre, die Stärke der solaren Einstrahlung, sowie die Einstrahlung benachbarter Flächen unter Berücksichtigung der jeweiligen Geometrien beseitigt werden. Dies erfolgt im Zuge der Atmosphärenkorrektur zumeist durch die automatische pixelweise Ableitung charakteristischer atmosphärischer Kenngrößen (insb. Wasserdampfgehalt, meteorologische Sichtweite, Aerosoltyp) sowie durch die Ermittlung der Abbildungsgeometrie unter Zuhilfenahme der Flug navigationsdaten sowie eines Geländemodells. Die eigentliche Berechnung erfolgt zumeist über vorberechnete Tabellen (Look-Up-Tables), basierend auf einer Vielzahl von Kombinationen atmosphärischer und geometrischer Bedingungen, modelliert durch ein Atmosphären-Strahlungstransfermodell (MODTRAN4 im Falle von ATCOR, siehe Richter und Schläpfer (2002); Berk u. a. (1998)).

Falls ein gewisser Anteil der direkten Einstrahlung eines Pixels durch das Terrain geblockt wird, ändert sich die gemessene Path Radiance zu

$$L_p^* = L_p - (1 - \alpha) D \rho \quad (2.8)$$

wobei  $\alpha$ : Faktor der direkten Einstrahlung ( $\alpha = 0$  entspricht totalem Schatten ohne direkte Einstrahlung);  $D\rho$ : reflektierter Strahlungsanteil ohne atmosphärische Streuprozesse ('direct reflected' in MODTRAN).

Für reliefiertes Gelände erfolgt daher im ATCOR-Modell (Richter und Schläpfer (2002)) zusätzlich die Bestimmung der sichtbaren Himmelskalotte (sky view factor) sowie des Anteils der vom umliegenden Relief reflektierten Strahlung (terrain view factor), was sich auf den Anteil von direkter und diffuser Einstrahlung am Pixel auswirkt. Dies ist für den vorliegenden Ansatz insofern von Bedeutung, als sich durch Relief und Schatten nicht nur die Amplitude eines Spektrums ändert, sondern auch der Anteil kurzweiliger Strahlung verändert wird, was die 'Form' eines Spektrums verändert.

Nach Adler-Golden u. a. (2001) ergibt sich aus Gleichung 2.8 die scheinbare Reflexion eines zum Teil beschatteten Pixel  $\rho^*$  als Linearkombination des voll beleuchteten Pixels  $\rho$  und eines Schattenspektrums  $\rho_{Schatten}$ :

$$\rho^* = \alpha\rho + \rho_{Schatten} = \alpha\rho + \rho\left[1 - \frac{(1 - \alpha)D(1 - \rho_r s)}{A}\right] \quad (2.9)$$

wobei die Koeffizienten der direkten Strahlung unter  $A$  zusammengefasst sind. Das Schattenspektrum ist abhängig von der Reflexion der Pixelnachbarschaft  $\rho_r$ , der sphärischen Albedo  $s$ , der direkten Einstrahlung sowie von dem Anteil direkter zu diffuser Strahlung (skaliert über  $\alpha$ ). Für die Abschätzung der direkten und diffusen Strahlungsanteile spielen insbesondere Aerosolgehalt, Beleuchtungs- und Aufnahmegeometrie eine wichtige Rolle. Da diese Parameter im Zuge der Atmosphärenkorrektur ermittelt werden, stehen diese zur Modellierung der Pixelabschattung zur Verfügung (siehe Kap. 5.2.3).

### 2.2.3. Interaktion mit Materie

Grundsätzlich lassen sich vier verschiedene Prozesse unterscheiden, welche die spektralen Eigenschaften der Materie bestimmen. Die temperaturabhängige Abgabe von Strahlungsenergie durch Materie wird als *Emission* bezeichnet, und ist nach Glg. 2.1 berechenbar. Der für die optische Fernerkundung wichtigste Prozess ist die *Absorption*, die Energieaufnahme durch einen Stoff, welche im Folgenden noch näher behandelt wird. Als *Reflexion* werden Prozesse bezeichnet, bei denen die Richtung der Einstrahlung verändert wird, ohne dass es zur Abgabe oder Aufnahme von Energie kommt. Im Falle von gasförmiger Materie wird der Begriff *Streuung* statt Reflexion verwendet. *Transmission* durch Materie bezeichnet Prozesse ohne Änderung der Energie.

Nach dem Energieerhaltungssatz ergibt sich für reflektive Wellenlängenbereiche ohne thermische Emission:

$$M_{Solar,\lambda} = E_{i,\lambda} = E_{reflektiert,\lambda} + E_{transmittiert,\lambda} + E_{absorbiert,\lambda} \quad (2.10)$$

Aus der Division durch die spektrale Bestrahlungsstärke  $E_{i,\lambda}$  folgt

$$1 = \frac{E_{r,\lambda}}{E_{i,\lambda}} + \frac{E_{t,\lambda}}{E_{i,\lambda}} + \frac{E_{a,\lambda}}{E_{i,\lambda}} \quad (2.11)$$

sowie die Überführung in die von der Bestrahlungsstärke unabhängige, maßeinheitenlose Materialeigenschaften:

$$1 = \rho_\lambda + \tau_\lambda + \alpha_\lambda \quad (2.12)$$

wobei  $\rho_\lambda$ : spektraler Reflexionsgrad,  $\tau_\lambda$ : spektraler Transmissionsgrad,  $\alpha_\lambda$ : spektraler Absorptionsgrad.

Der Graph dieser Glg. 2.12 für grüne Vegetation über ein bestimmtes Wellenlängenintervall führt zu Abb. 2.2.

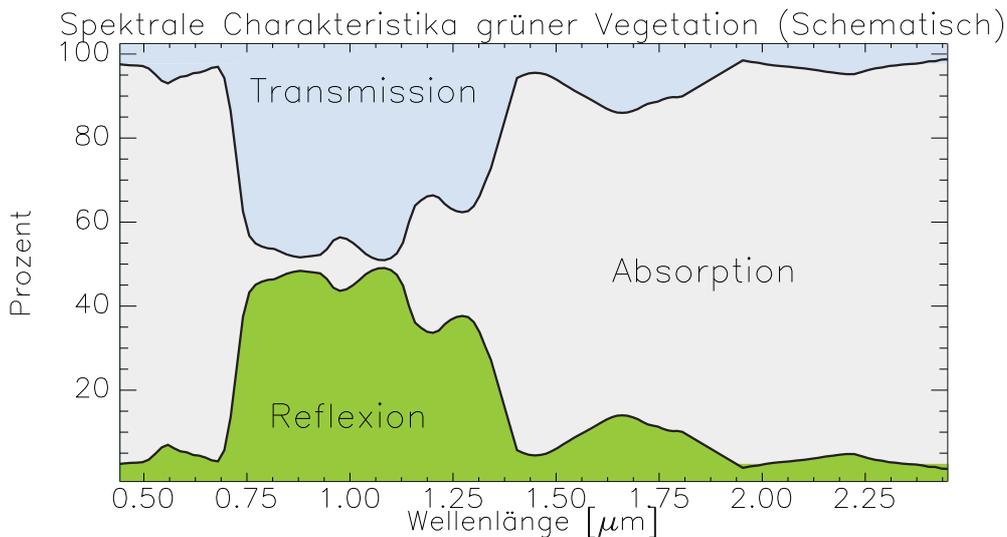


Abbildung 2.2: Schema spektraler Größen

Auf Grund ihrer hohen Relevanz für diese Arbeit soll nunmehr auf Absorptionsprozesse näher eingegangen werden. Die Aufnahme von Strahlungsenergie durch Materie erfolgt durch Elektronentransfers zu höheren Energieniveaus, sowie durch Rotationen und Vibrationen auf molekularer Ebene. Die absorbierte Energie wird für Prozesse der stofflichen Umsetzung (z. B. Photosynthese) genutzt, oder führt zur Erwärmung und somit auch zur temperaturabhängigen Emission.

Da in Atomen nur diskrete Elektronenniveaus (gequantelt nach  $\Delta Q = hc\lambda^{-1}$ ) auftreten, und die Anregung von Rotations- und Vibrationsprozessen (genauer: deren Grund- und Oberschwingungen sowie Kombinationen) nur durch Photonen bestimmter Energie möglich ist, kann jedem Absorptionsprozess nach Glg. 2.4 eine genau festgelegte Wellenlänge zugeordnet werden. Im Reflexions- und Transmissionsspektrum äußert sich dies durch eine wellenlängenabhängige Reduzierung des Reflexions- respektive Transmissionsgrades. Die Größe dieses Rückgangs ist dabei abhängig von der Stoffkonzentration. Für die Transmission in Flüssigkeiten lässt sich dies durch das Lambert-Beersche Gesetz beschreiben:

$$-\log_{10} \frac{I_{\lambda}}{I_{0,\lambda}} = c \varepsilon_{\lambda} l \quad (2.13)$$

wobei  $I_{0,\lambda}$ : gemessene spektrale Strahlstärke vor Probendurchlauf;  $I_{\lambda}$ : gemessene spektrale Strahlstärke nach Probendurchlauf;  $c$ : Konzentration der absorbierenden Moleküle [ $\text{mol l}^{-1}$ ];  $l$ : Weglänge durch die Probe [cm];  $\varepsilon_{\lambda}$ : stoffspezifischer spektraler Extinktionskoeffizient [ $\text{l mol}^{-1} \text{cm}^{-1}$ ].

Für die Reflexionsspektroskopie ist dieser Zusammenhang näherungsweise gültig, und stellt die Grundlage zur quantitativen Ermittlung bio- und geochemikalischer Kenngrößen wie z. B. Eisen- und Chlorophyllgehalt dar (u. a. Kumar u. a. (2001)). Insbesondere bei der quantitativen Ermittlung von Pflanzeninhaltsstoffen ist zu beachten, dass die einer Absorption zu Grunde liegenden molekularen Prozesse (zumeist Bindungsstreckungen von O-H und N-H, vgl. Tab. 2.2) durch verschiedene Stoffgruppen verursacht werden; beispielsweise treten O-H-Bindungen unter anderem in Wasser, Zucker und Zellulose auf. Weiterhin werden diese Absorptionsbanden durch Mehrfachstreuungsprozesse verbreitert, und erreichen ab einer bestimmten Stoffkonzentration eine Sättigung, was eine Quantifizierung erschwert.

## 2.3. Spektrale Charakteristika natürlicher Materialien

Im Folgenden wird auf die spektralen Eigenschaften der in semi-ariden Naturräumen auftretenden Oberflächen (grüne und trockene Vegetation, Boden und Bodenkrusten) näher eingegangen. Im Hinblick auf die sich anschließenden Kapitel wird insbesondere Wert auf die spektrale Trennbarkeit und auf Eigenheiten der einzelnen Materialien gelegt. Merkmale, welche nur oder überwiegend durch eine Stoffgruppe verursacht werden und somit zur Identifikation dienen, werden als *diagnostisch* bezeichnet.

### 2.3.1. Böden

Die spektrale Reflexion von Böden wird durch die Absorption der mineralischen Bestandteile, der organischen Bestandteile sowie des Wassergehalts bestimmt. Da die Hauptbestandteile der Bodenminerale (Si, Al) im reflektiven Wellenlängenbereich (VNIR, SWIR I & II) keine Absorption aufweisen, wird die spektrale Reflexion oftmals durch Begleitminerale bestimmt (Baumgardner u. a. (1985); Ben-Dor u. a. (1999); de Jong und Epema (2001)). Durch die feine Mischung verschiedenster Komponenten sind die einzelnen Absorptionsbanden im Vergleich zu den reinen Stoffen weniger deutlich ausgeprägt, oder durch Überlappungen mehrerer Absorptionsbanden verbreitert. Ferner ist anzumerken, dass durch die optische Fernerkundung auf Grund der geringen Eindringtiefe der solaren Strahlung ausschließlich die Eigenschaften der obersten Mikrometer des Bodens erfasst werden; direkte Aussagen über tiefer liegende Bodenhorizonte sind nicht möglich. Daher bestimmen insbesondere die physikalische und die chemische Oberflächenbeschaffenheit die spektrale Reflexion von Böden.

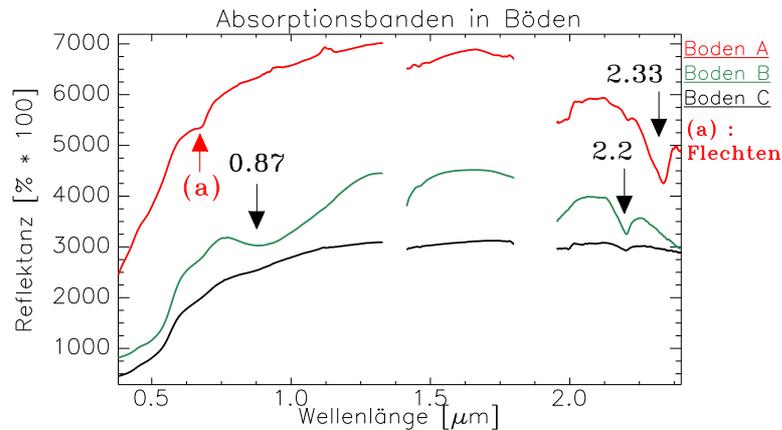


Abbildung 2.3: Typische Absorptionsbanden in Böden. Datenbasis: Feldspektren von Cabo de Gata und Calañas.

Wie in Abb. 2.3 dargestellt, äußern sich *Eisenverbindungen* im Boden primär in der stetigen Reflexionsabnahme zum blauen und ultravioletten Wellenlängenbereich hin. Weiterhin treten diagnostische Absorptionsbanden um  $0,86 \mu\text{m}$  für Hämatit und  $0,90 \mu\text{m}$  für Goethit auf; da zumeist eine Mischung beider auftritt, ist im Normalfall eine breite Absorptionsbande um  $0,87 \mu\text{m}$  zu beobachten. Weitere generelle Absorptionsbanden von Eisen treten um  $0,48$ ,  $0,55$  sowie  $0,65 \mu\text{m}$  auf.

*Tonminerale* weisen auf Grund starker Absorption durch Hydroxyl-Ionen Banden im Bereich der Wasserabsorption um  $1,4$  und  $1,9 \mu\text{m}$  auf; diagnostisch hingegen ist ein breiteres Al-OH Absorptionsband um  $2,2 \mu\text{m}$ , welches für Kaolinit als Doppelbande ausgeprägt ist (Ben-Dor u. a. (1997)).

Kalzit, Dolomit und andere *Carbonate* lassen sich spektral anhand einer breiteren Absorption zwischen  $2,30$  und  $2,35 \mu\text{m}$  detektieren, wobei die Unterscheidung durch die exakte Lage des Absorptionsmaximums (für Dolomit zwischen  $2,31$ - $2,32 \mu\text{m}$ , für Kalzit zwischen  $2,33$ - $2,34 \mu\text{m}$ ) möglich ist.

Hohe Gehalte von über 2% an *organischer Materie* im Oberboden reduzieren die Reflexion annähernd gleichförmig über den gesamten VNIR-Bereich. Weiterhin treten je nach chemischer Zusammensetzung und Zersetzungszustand typische Absorptionsbanden von Vegetationsbestandteilen wie z. B. Zellulose auf (Ben-Dor u. a. (1997)). Da dieser Sachverhalt für diese Arbeit von hoher Bedeutung ist, erfolgt die ausführliche Diskussion in Kap. 2.3.3.

Mit steigendem *Bodenwassergehalt* erfolgt eine Abschwächung der Reflexion über alle Wellenlängen, sowie zusätzlich eine verstärkte Absorption in den Wasser- und Hydroxylbanden um  $1,4$  und  $1,9 \mu\text{m}$ . Die schwächer ausgeprägten Wasserabsorptionsbanden um  $0,97$ ,  $1,20$  und  $1,77 \mu\text{m}$  werden ebenso beeinflusst. Die wellenlängenunabhängige Absenkung wird hauptsächlich durch Prozesse der Totalreflexion beim Übergang vom optisch dichteren Medium Wasser zu Luft verstärkt. Ebenso führt die *Größe der Bodenpartikel* zur Veränderungen der Reflexion über alle Wellenlängenbe-

reiche, wobei feinere Partikel einen höheren Reflexionsgrad aufweisen; Tonaggregate hingegen führen zu niedrigeren Reflexionsgraden.

Letztendlich beeinflusst auch das Auftreten von physikalischen und biologischen *Bodenkrusten* das Reflexionsverhalten (Ben-Dor u. a. (2003)). Insbesondere die in (semi-)ariden Gebieten häufig auftretenden Bodenflechten bestimmen maßgeblich das Spektralverhalten von Böden. Hierzu sei auf Kap. 2.3.2 verwiesen.

### 2.3.2. Vegetation

Im Gegensatz zu Bodentypen treten bei Vegetation – spektral betrachtet – zumeist identische Absorptionsmerkmale auf, auch wenn es sich um verschiedene Pflanzenspezies handelt (Fourty u. a. (1996); Kumar u. a. (2001); de Jong und Epema (2001)). Eine Übersicht hierzu ist in Tab. 2.2 aufgelistet. Die Ursache liegt darin begründet, dass außer Chlorophyll die meisten biochemischen Pflanzenstoffe nur in geringen Konzentrationen auftreten, und daher nur geringe Absorptionsbanden aufweisen.

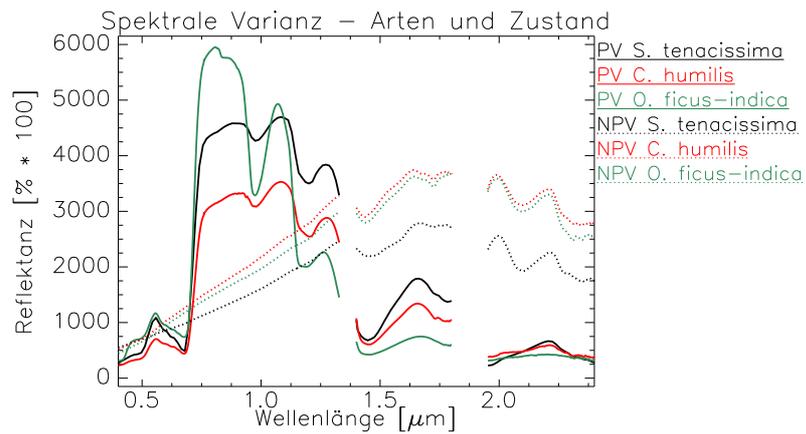
Selbst die Hauptbestandteile Lignin, Zellulose und Proteine verursachen in vitaler Vegetation nur sehr geringe Absorptionsbanden, da das Pflanzenwasser insbesondere im SWIR weitere Banden 'ausmaskiert'. Weiterhin ist die spektrale Variabilität innerhalb eines Bestandes einer Spezies auf Grund von Pflanzenzustand und Bestandsparametern (u. a. Blatthaltungswinkel, LAI, Bedeckungsgrad) oftmals größer als zwischen Beständen verschiedener Arten. Daher wird die spektrale Identifikation von Arten als kritisch angesehen (u.a. Okin u. a. (2001); Price (1994)). Die Unterscheidung verschiedener Zustände (vital oder geschädigt, dichter oder lockerer Bestand) sowie die Abschätzung bestimmter Pflanzeninhaltsstoffe auch über verschiedene Spezies hinweg ist hingegen möglich (für natürliche Vegetation siehe Kokaly und Clark (1999); Sims und Gamon (2002); Gamon u. a. (1997) sowie für Matorral-Vegetation Blackburn und Steele (1999), und Boruah (1995) für Wüstenpflanzen).

Zur Illustration sind die häufigen Arten des Untersuchungsraums (*Stipa tenacissima*, *Chamaerops humilis*, *Opuntia ficus-indica*) in Abbildung 2.4 sowohl in ihrem vitalsten als auch in abgestorbenem Zustand abgebildet.

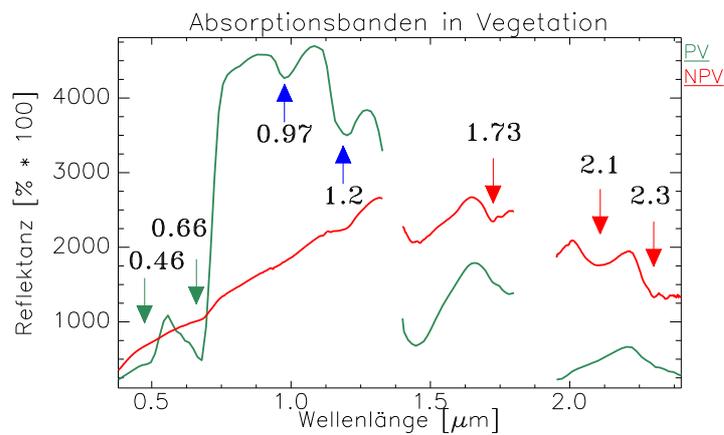
Im VIS wird das Spektralverhalten durch die starke Absorption von Chlorophyll a und b sowie Carotinoiden bestimmt. Dabei wird der grünwellige Anteil des Lichts an den Chloroplasten weniger stark absorbiert als der blau- und rotwellige, die Folge ist eine relativ stärkere Reflexion grüner Wellenlängenbereiche ('Green Peak'). Ein höherer Anteil weiterer photosynthetisch aktiver Pigmente (überwiegend Carotinoide, Tannine) führt hingegen zur Reduktion der Reflexion im Grünen, und steuert über diesen Xantophyllzyklus die Photosyntheseleistung der Pflanzen (Sims und Gamon (2002)). Insbesondere in Regionen mit hoher Einstrahlung regulieren Carotinoide die Photosynthese und somit die Lichteffizienz der Pflanzen durch Abschwächung der Chlorophyllabsorption. Zwischen  $\sim 0,75 - 1,30 \mu\text{m}$  bestimmt hauptsächlich die Blattstruktur die Reflexion eines einzelnen Blattes. Hierbei spielt die Struktur des Schwammgewebes im Mesophyll eine Rolle, wobei die Füllung durch Luft, Wasser oder Öl die Re-

Tabelle 2.2: Absorptionsbanden ausgewählter Pflanzeninhaltsstoffe, nach Curran (1989), Elvidge (1990), Kokaly (2001) und Serrano u. a. (2002). Starke Banden hervorgehoben; '-' bezeichnet eine molekulare Einfachbindung, '=' eine Doppelbindung.

Stoffgruppe	Wellenlänge [ $\mu\text{m}$ ]	Dominierender Prozess
Carotinoide	0,41-0,48	–
<b>Chlorophyll a</b>	<b>0,43</b>	Elektronenübergang
<b>Chlorophyll b</b>	<b>0,46</b>	Elektronenübergang
<b>Chlorophyll b</b>	<b>0,64</b>	Elektronenübergang
<b>Chlorophyll a</b>	<b>0,66</b>	Elektronenübergang
Öle	0,93	C-H Streckung
<b>Wasser</b>	<b>0,97</b>	O-H Biegung
<b>Wasser, Zellulose</b>	<b>1,20</b>	O-H Biegung
<b>Wasser</b>	<b>1,40</b>	O-H Biegung
Protein (Stickstoff)	1,51	N-H Biegung
Tannin	1,65	
Lignin, Stickstoff	<b>1,69</b>	C-H Streckung
Xylan, Zellulose	1,70	
Stickstoff, Xylan	<b>1,73</b>	C-H Streckung
Lignin	1,75	
Zellulose, Stärke, Xylan	<b>1,78</b>	C-H Streckung
<b>Wasser</b>	<b>1,94</b>	O-H Streckung, O-H Deformation
Protein (Stickstoff)	1,98	N-H Streckung
<b>Stickstoff</b>	<b>2,06</b>	N=H Biegung, N-H Streckung
<b>Lignozellulose, Stärke, Xylan</b>	<b>2,09</b>	O=H Biegung, C-O Streckung, C-O-C Streckung
Protein (Stickstoff), Lignin	2,13	N-H Streckung
Protein (Stickstoff)	<b>2,18</b>	N-H Biegung, C-H Streckung, C-O-C Streckung
Zellulose, Lignin, Xylan	<b>2,27</b>	C-H Streckung, O-H Streckung, C-H <sub>2</sub> Biegung, C-H <sub>2</sub> Streckung
<b>Protein (Stickstoff)</b>	<b>2,30</b>	N-H Streckung, C=O Streckung, C-H Biegung
<b>Öle</b>	<b>2,31</b>	C-H Biegung
Zellulose, Lignin, Xylan	<b>2,33</b>	C-H Streckung, O-H Deformation, C-H Deformation, O-H Streckung



(a) Spektrale Charakteristika



(b) Typische Absorptionsbanden

Abbildung 2.4: Oben: spektrale Charakteristik verschiedener Pflanzenarten (vital und abgestorben). Unten: typische Absorptionsbanden der Vegetation. Datenbasis: Feldspektren von Cabo de Gata.

flexion weiterhin beeinflusst. Der Übergang zwischen starker Absorption im VIS und hoher Reflexion im NIR wird als 'Red-Edge' bezeichnet. Der Pflanzenwassergehalt äußert sich in einer generellen Absenkung der Reflexion ab  $\sim 0,9\mu\text{m}$ , welche verstärkt in den Wasserabsorptionsbanden um  $0,97$ ,  $1,2$  und  $1,77\mu\text{m}$ , der Gesamtreflexion im SWIR sowie extrem um  $1,4$  und  $1,9\mu\text{m}$  zu beobachten ist. Diese starke Wasserabsorption überdeckt und maskiert in vitaler Vegetation alle im NIR und SWIR auftretenden Absorptionsbanden.

Beim Absterben der Pflanze nimmt der Wassergehalt im Schwammgewebe ab, die Absorptionsbanden von Wasser um  $1,4$ ,  $1,9$  und  $2,5\mu\text{m}$  sowie – schwächer ausgeprägt – um  $0,96$  und  $1,2\mu\text{m}$  gehen zurück. Ebenso steigt die Reflexion im gesamten SWIR-Bereich an, die vorher durch die starke Wasserabsorption ausmaskierten Absorptionsbanden weiterer Pflanzenbestandteile treten hervor. Das leicht zersetzbare Chlorophyll wird beim Zerfall der Pflanze zuerst abgebaut, was zu einer höheren Reflexion im VIS führt. Carotinoide absorbieren weiterhin im blauen Wellenlängenbereich und führen dadurch zu dem charakteristischen gelb-orangen Farbeindruck. Mit zunehmender Zersetzung dominieren Tannine und führen zu einer Reduktion der Reflexion um  $0,4 - 0,7\mu\text{m}$ , verbunden mit einem 'weicheren' Übergang zum NIR-Plateau. Stärke, Proteine und weitere stickstoffhaltige Verbindungen werden entweder durch die Pflanze selbst aus den Blättern aufgenommen, oder von Mikroorganismen verwertet.

Bei der Betrachtung einer ganzen Pflanze oder eines Bestandes spielt die Blattfläche (ausgedrückt durch den Blattflächenindex LAI (Leaf Area Index)) eine wesentliche Rolle. Im VIS reduziert eine Erhöhung der Blattfläche die Reflexion, im NIR hingegen wird die Reflexion durch mehrere Blattschichten erhöht. Dabei ist eine Sättigung dieser beiden Prozesse zu beobachten, welche im VIS bei LAI-Werten um  $\sim 3$ , im NIR bei LAI-Werten um  $\sim 5$  auftritt. Begründet liegt dieser Sachverhalt darin, dass mit zunehmendem LAI durch Reflexion an den Blattober- und unterseiten nur geringe Anteile der Strahlung tiefer Blattschichten den Sensor erreichen. Zum Beispiel erreichen für angenommene 50% Reflexion pro Blattschicht (entspr. NIR-Plateau, Absorption vernachlässigt) zwar  $1/4$  der einfallenden Strahlungsmenge die dritte Blattschicht, aber nur  $1/32$  der Reflexion der 3. Blattschicht verlässt den Bestand und erreicht den Sensor. Eine weitere Modifikation der Reflexion im NIR erfolgt zusätzlich über den Blattstellungswinkel.

### **Biologische Bodenkrusten**

Kurz anzusprechen sind die in semi-ariden Regionen häufig anzutreffenden biogenen Boden- und Felskrusten, zu welchen Moose, Cyanobakterien und Algen zu zählen sind. Diese wirken stabilisierend auf Bodenaggregate und verhindern dadurch Bodenabtrag durch Wind und Wasser (Karnieli u. a. (1996); Lázaro u. a. (2000)).

Das spektrale Verhalten von Flechten wird bedingt durch eine zeitlich veränderliche Photosyntheseaktivität, gesteuert durch die Verfügbarkeit von Wasser in Form von Tau und Nebel. In der aktiven Phase ist wie bei photosynthetisch aktiven höheren Pflanzen

eine relativ starke Reflexion im Grünen um  $0,55 \mu\text{m}$  sowie eine Absorption um  $0,69 \mu\text{m}$  von Chlorophyll zu erkennen, welche je nach Spezies unterschiedlich stark ausgeprägt sind. Somit können Flechten, Moose und Cyanobakterien in semi-ariden Regionen durchaus NDVI-Werte bis zu 0,4 Einheiten aufweisen (Karnieli u. a. (1996)), was über den NDVI-Werten für Trockenvegetation liegt (um 0,3 Einheiten). Ähnlich der Trockenvegetation treten bei Flechten immer Zellulose-Absorptionsbanden um  $1,70 \mu\text{m}$ , um  $2,1 \mu\text{m}$  und gelegentlich um  $2,3 \mu\text{m}$  auf.

Anders als in der Studie von Bechtel u. a. (2002) über arktische Flechten wird für semi-aride Gebiete die spektrale Unterscheidbarkeit zwischen Flechten sowie höherer Vegetation als kritisch angesehen. Untersuchungen der Feldspektren von Cabo de Gata wiesen über alle Wellenlängenbereiche hinweg ein ähnliches Spektralverhalten auf (Abb. 2.5); außerdem treten auf Grund der relativ geringen Bedeckungsgrade sowie durch Staubeintrag teilweise spektrale Absorptionsbanden von Böden im Spektrum der Flechten auf. Daher können biogene Bodenkrusten anhand der in dieser Arbeit verwendeten spektralen Merkmale nicht explizit erfasst werden, sondern werden je nach Photosyntheseaktivität überwiegend als Trockenvegetation sowie teilweise als photosynthetisch aktive Vegetation oder seltener als Boden eingeordnet.

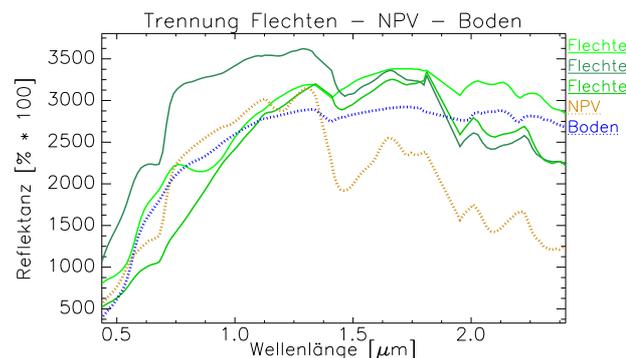


Abbildung 2.5: Spektrale Charakteristika von Flechten, Trockenvegetation (NPV) und Boden. Datenbasis: Feldspektren von Cabo de Gata.

### 2.3.3. Diskussion

Wie in den vorhergegangenen Abschnitten aufgezeigt, können Materialien anhand charakteristischer spektraler Merkmale identifiziert und in Klassen eingeteilt werden. In der Praxis wird dies einerseits durch ein ähnliches Spektralverhalten (Boden und Trockenvegetation), andererseits durch fließende Übergänge zwischen Klassen (grüne und trockene Vegetation) deutlich erschwert. Daher soll an dieser Stelle auf die Definition der in dieser Arbeit verwendeten Klassen sowie auf Aspekte der spektralen Trennbarkeit näher eingegangen werden.

### Trennung der Vegetation nach Vitalität

Im Zuge dieser Arbeit wird zwischen *photosynthetisch aktiver Vegetation* (PV) und *nicht-photosynthetisch aktiver Vegetation* (NPV) unterschieden, wobei die Abgrenzung nicht nur auf dem Merkmal der Photosyntheseaktivität beruht. Die gewählten Abkürzungen 'PV' und 'NPV' sind konsistent mit den in der englischsprachigen Fachliteratur etablierten Begriffen (vgl. Asner und Lobell (2000), Okin und Roberts (2004)) und werden im Folgenden weiter verwendet. Die 'grüne' Vegetationskomponente soll alle vitalen, wasserhaltigen und Photosynthese betreibenden Vegetation umfassen; NPV hingegen alle zeitweise oder permanent ausgetrockneten sowie abgestorbenen Pflanzen und Pflanzenteile. Letztere weisen keinen grünen Farbeindruck mehr auf, sondern sind je nach Zustand gelblich-bräunlich oder gräulich gefärbt.

Da der Übergang zwischen diesen Klassen fließend und auch zeitlich variabel ist (vgl. Abb. 2.6), erfolgt im Zuge dieser Arbeit eine Trennung nach mit spektroskopischen Methoden erfassbaren Kriterien. Letztere wurden entsprechend der aktuellen Literatur ermittelt und auf Konsistenz geprüft. Eine Überprüfung fand anhand der während dreier Feldkampagnen in Spanien gemessenen Spektren von Pflanzen unterschiedlichen Zustands sowie weiterer Spektralbibliotheken statt.

Als erstes Kriterium tritt bei PV eine deutliche Absorption von Chlorophyll um  $0,66\mu\text{m}$  auf; der 'GreenPeak' ist ausgeprägt (vgl. Abb. 2.6 (a)). NPV hingegen weist – wenn überhaupt – eine sehr geringe Absorption durch Chlorophyll auf; der 'GreenPeak' um  $0,55\mu\text{m}$  fehlt. Diese geringere Chlorophyllabsorption weist auf eine deutlich reduzierte oder nicht mehr vorhandene Photosyntheseaktivität in der Pflanze hin.

Zweitens wird auf Grund des geringen Wassergehalts von NPV die Reflexion im SWIR erhöht, und nunmehr wird als diagnostisches Merkmal nach Elvidge (1990) eine breite Absorptionsbande mit Zentrum um  $2,09\mu\text{m}$  erkennbar; diese wird primär durch Absorption von Ligno-Zellulose verursacht und ist daher gegenüber Zerfallsprozessen stabil. PV hingegen weist durch den höheren Wassergehalt kein detektierbares Absorptionsmerkmal in diesem Wellenlängenbereich auf. Dieses zweite Kriterium ist somit stark an den Pflanzenwassergehalt gekoppelt. Eine Wasserabsorptionsbande wird in dieser Arbeit aber nicht verwendet, da einerseits der Wassergehalt zeitlich variabel ist, und andererseits auch Feldspektren von NPV teilweise Wasserbanden (vermutlich verursacht durch Tau- und Nebelintrag) aufweisen. Auch wirken sich bei NPV weitere Zerfallserscheinungen spektral aus, so zum Beispiel der Zusammenbruch der RedEdge zwischen  $0,8$  und  $0,9\mu\text{m}$ , und das nicht diagnostische Auftreten einer Zellulose- und Ligninabsorption um  $2,3\mu\text{m}$ .

### Trennung NPV - Boden

Ein Problem der Definition ergibt sich hinsichtlich der Abgrenzung von NPV und Boden, da dies für den Fall eines Bodens mit großer Streuschicht problematisch ist. Die Frage, ab wann abgestorbene Pflanzen der Streuschicht zugeordnet werden, hängt zwar vom Grad der Zersetzung ab, kann aber definitiv nur vor Ort festgelegt werden.

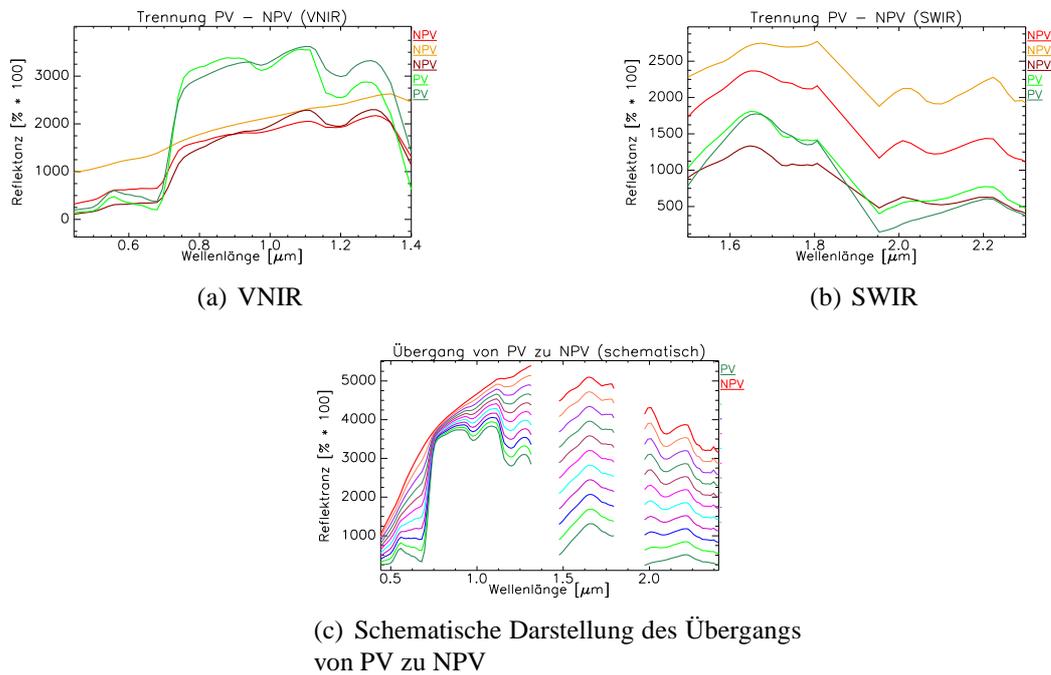


Abbildung 2.6: Trennung von PV und NPV anhand der Chlorophyll-Absorption im VIS sowie der Ligno-Zellulose-Absorption im SWIR2.

Da eine Zielsetzung dieser Arbeit in der Bereitstellung fernerkundlicher Datenprodukte für die Modellierung der Landdegradation besteht, erfolgt in Übereinstimmung mit anderen fernerkundlichen Veröffentlichungen (u. a. Asner und Lobell (2000); Okin und Roberts (2004)) die Zuordnung von totem Pflanzenmaterial mit ausgeprägter Holozellulosebande zu Trockenvegetation. Diese Problematik wird für den Untersuchungsraum wie auch für viele semi-aride Gebiete dadurch entschärft, dass typische Trockengebietsböden oftmals nur von einer spärlichen Streuschicht bedeckt sind. Diese breite Definition von NPV ist auch vor dem Hintergrund der Landdegradation zu rechtfertigen, da bereits eine dünne Streuauflage einen Erosionsschutz darstellt (u. a. Weltz u. a. (1998); Bochet u. a. (2006)).

Die Einordnung als NPV erfolgt anhand des spektral detektierbaren Auftretens von Zellulose- und Lignozelluloseabsorption um  $2,09\mu\text{m}$  für NPV. Treten zusätzlich bodentypische Absorptionsbanden wie Ton oder Eisen auf, so erfolgt die Einstufung als Mischklasse. Auch diese Trennung ist konsistent mit der einschlägigen Fachliteratur (u. a. Nagler u. a. (2003); Asner und Lobell (2000)). Da die Bande um  $2,3\mu\text{m}$  sowohl von Carbonat im Boden als auch von Zellulose und Lignin in Trockenvegetation verursacht sein kann, ist sie nicht als diagnostisch anzusehen (Abb. 2.7).

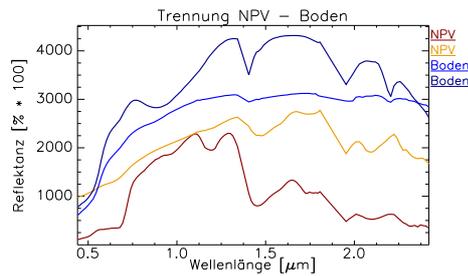


Abbildung 2.7: Trennung von NPV und Boden anhand von Ligno-Zellulose-Absorption im SWIR2

## 2.4. Abbildende spektrometrische Aufnahmesysteme

Die zur optischen Fernerkundung im reflektiven Wellenlängenbereich eingesetzten Spektrometer erfassen die Strahldichte am Sensor kontinuierlich in vielen schmalbandigen Kanälen, wobei die typische spektrale Auflösung flugzeuggetragener Systeme bei  $\sim 20$  nm, bei Feldspektrometern deutlich unter 10 nm liegt (Goetz u. a. (1985)). Der erfasste Wellenlängenbereich im reflektierten Teil des Spektrums beträgt zumeist  $0,4 - 2,5 \mu\text{m}$ , wobei einige abbildende Systeme wie z. B. ROSIS oder CASI eine kleinere spektrale Abdeckung aufweisen. Eine akkurate Kalibrierung vorausgesetzt, weisen die meisten Systeme radiometrische Auflösungen von über 12 Bit auf. Für einen detaillierten, aber nicht mehr aktuellen Überblick über Aufnahmesysteme und deren Aufbau sei auf Kramer (2002) verwiesen.

Die räumliche Auflösung abbildender Spektrometer wird je nach Konstruktionsprinzip durch einen rotierenden Spiegel ('whisk broom scanner') oder durch zweidimensionale Detektorenarrays ('push broom scanner') erreicht. Bei letzterem Bauprinzip erfolgt die Aufnahme jeder Spalte in jedem Band durch einen eigenen Detektor; die Gesamtanzahl an Einzeldetektoren beläuft sich auf je einen Detektor pro Kanal und Bildspalte. Für den Hyperion-Sensor an Bord des EO-1-Satelliten mit 220 Kanälen werden über 60.000 Detektoren in zwei Arrays verwendet (vgl. Tab. 2.3). Hierdurch wird bereits der hohe technische Aufwand bei der Fertigung sowie Kalibrierung deutlich. Typische kalibrationsbedingte Fehlerquellen bei Hyperion und anderen Pushbroom-Sensoren sind Streifenmuster sowie eine Änderung der Zentrumswellenlänge über das Sensor-Gesichtsfeld ('spectral smile').

Um bessere radiometrische Eigenschaften zu erhalten, werden vor allem bei flugzeuggetragenen Instrumenten oftmals Whiskbroom-Scanner eingesetzt. Hier wird nur ein Detektor pro Band benötigt; die räumliche Erfassung quer zur Flugrichtung wird durch Einspiegelung des erfassten Bodenelements auf den Detektor erreicht. Dieses Bauprinzip ermöglicht die Erfassung jedes Bildpixels in einem Kanal durch denselben Detektor und somit dieselben spektralen und radiometrischen Eigenschaften für jedes Pixel, sowie einen größeren Gesamt-Öffnungswinkel. Nachteilig wirkt sich die geringere Verweildauer pro Bodenelement ('dwell time') und hierdurch ein geringeres Signal-Rausch-Verhältnis ('signal-to-noise ratio' SNR) aus.

Tabelle 2.3: Systemcharakteristika von HyMap (flugzeuggetragen), Hyperion (Satellit) und EnMAP (Satellit, gegenwärtig in Phase B).

	GSD [m]	Schwadbreite [km]	Kanäle (effektiv)	Wellenlängen- bereich [ $\mu m$ ]	Mittl. Band- breite [nm]	SNR SWIR bei 2,2 $\mu m$
HyMap	3 – 10 <sup>(1)</sup>	2,5 – 5 <sup>(1)</sup>	126	0,45 - 2,50	~ 16	$\geq 800 : 1$ <sup>(2)</sup>
Hyperion	30	7,5	220	0,40 - 2,50	~ 10	$\geq 40 : 1$ <sup>(3)</sup>
EnMAP	30	30	$\geq 184$	0,42 - 2,40	~ 10	$\geq 150 : 1$ <sup>(4)</sup>

<sup>(1)</sup> Abhängig von Flughöhe über Grund; <sup>(2)</sup> bei 50% Albedo, 30° Sonnenzenitwinkel;

<sup>(3)</sup> bei 30% Albedo, 60° Sonnenzenitwinkel; <sup>(4)</sup> bei 30% Albedo, 30° Sonnenzenitwinkel.

Um die in dieser Arbeit vorgestellte spektroskopische Methodik auf Daten verschiedener Sensoren anwenden zu können, müssen bestimmte Rahmenbedingungen erfüllt werden. Zur Detektion von Absorptionsbanden darf nach dem Nyquist-Shannon-Theorem die Abtastung und somit Bandbreite höchstens halb so groß wie die zu erfassende Absorptionsbande sein (u. a. Goetz u. a. (1985)). In der Praxis ist die zur akkuraten Parametrisierung erforderliche Bandbreite aber deutlich geringer, da sowohl die Wellenlänge der größten Absorption als auch die Absorptionsschultern möglichst exakt identifiziert werden müssen (vgl. Abb. 5.4). Für die in dieser Arbeit verwendeten spektralen Merkmale kann von einer minimalen Breite einer Absorptionsbande von  $\sim 70nm$  (Abstand der Absorptionsschultern) ausgegangen werden (vgl. Tab. 2.2), zur Erfassung durch mindestens zwei Kanäle sind somit Bandbreiten von unter  $\sim 20nm$  notwendig.

Für fernerkundliche Anwendungen in semi-ariden Regionen ist insbesondere der SWIR2-Bereich von besonderer Bedeutung, da nur dieser Bereich die sichere Trennung von Böden und Trockenvegetation erlaubt (u. a. Asner und Lobell (2000); Elvidge (1990) sowie Kap. 2.3.3). Doch auch Merkmale des VNIR sind von Bedeutung, da sich in diesem Wellenlängenbereich Vegetationsstress spektral am besten identifizieren lässt. Weiterhin muss die *kontinuierliche* Abtastung des Signals über die verwendeten Wellenlängenbereiche erfolgen, da ein stetiges Signal für einige der in dieser Arbeit eingesetzten spektroskopischen Verfahren benötigt wird. Ein geringes SNR wirkt sich am deutlichsten auf die Parametrisierung schmaler Absorptionsbanden aus, da hier Fehler in einzelnen Kanälen bereits die Form und Tiefe des Merkmals verfälschen.

Auf Grund dieser Anforderungen werden in dieser Arbeit primär Daten des HyMap-Sensors verwendet, dessen Systemcharakteristika in Tabelle 2.3 zusammengefasst sind (Cocks u. a. (1998)). Die HyMap-Spezifikation hinsichtlich Aufnahmegeometrie und Kenngrößen im reflektiven Bereich ist auch auf den kommenden ARES-Sensor von DLR und GFZ übertragbar (Müller u. a. (2005a); Richter u. a. (2005b)). Um einen Ausblick auf die Übertragbarkeit der vorgestellten Methodik auf kommende hyperspektrale Satellitenmissionen wie EnMAP (Kaufmann u. a. (2005)) zu geben, finden testweise auch HYPERION-Daten des Untersuchungsgebiets Verwendung (Pearlman u. a. (2000)).

## 2.5. Fazit

Spektroskopische Messungen von abbildenden Sensoren liefern – eine adäquate System- und Atmosphärenkorrektur vorausgesetzt – ebenso wie Feldspektrometermessungen kontinuierliche physikalische Messwerte der erfassten Objekte in schmalen Wellenlängenintervallen. Daher kann die nachfolgende Auswertung der erfassten Messdaten weiterhin auf physikalischen an Stelle statistischer Methoden aufbauen, was die in dieser Arbeit vorgestellte Methodik erst ermöglicht.

Für die Ableitung von bio- und geophysikalischen Materialeigenschaften von Boden und Vegetation ist die Erfassung von Absorptionsbanden notwendig. Hieraus lassen sich Erfordernisse an die Sensoren hinsichtlich spektraler Abdeckung und Bandbreite, radiometrischer Auflösung und Signal-Rausch-Verhältnis ableiten. Für die behandelte Thematik sind insbesondere eine hohe spektrale Auflösung (Bandbreiten (FWHM) unter  $\sim 20nm$ ) und ein hohes SNR im SWIR2-Bereich von großer Bedeutung, da in diesem Wellenlängenbereich eine sichere Unterscheidung von Trockenvegetation und Boden möglich ist.

Die Einteilung der Vegetation in Klassen erfolgt primär nach spektralen Reflexionseigenschaften, welche für semi-aride Naturräume hauptsächlich vom Zustand der Vegetation (vital – vertrocknet / abgestorben) bestimmt werden. Daher finden die Klassen NPV und PV Verwendung, wobei die Unterscheidung anhand von spektralen Merkmalen erfolgt. Eine weitergehende Einteilung nach Arten, Wuchsformen, Anpassungs- oder Funktionstypen anhand der Spektraleigenschaften benötigt andere Analysemethoden und ist somit nicht Gegenstand dieser Arbeit. Der Problembereich der hohen spektralen Ähnlichkeit von NPV und Böden stellt einen wichtigen Teil dieser Arbeit dar, und wird in den nachfolgenden Kapiteln wieder aufgegriffen.

## 3. Die spektrale Entmischung

### 3.1. Einleitung

In diesem Kapitel erfolgt ein Überblick über das spektrale Mischungsmodell, und über die Grundlagen der spektralen Entmischung. Hierzu werden zuerst die Ursachen der spektralen Mischung dargestellt, und anschließend auf lineare und nicht-lineare Mischungsprozesse eingegangen.

Die Lösung des spektralen Mischungsmodells für Fernerkundungsdaten, also die spektrale Entmischung, lässt sich in die Gruppe der unscharfen ('fuzzy') Klassifikatoren einordnen, wobei Ergebnisse innerhalb eines Pixels ermittelt werden ('subpixel classifier'). Hierzu werden die allgemeinen Grundlagen der Entmischung dargestellt, und verschiedene Ansätze zur Lösung des spektralen Mischungsmodells präsentiert. Auch ist es notwendig, auf zusätzliche Einflussfaktoren einzugehen, welche in der Praxis den Entmischungsprozess erschweren. Beispiele hierfür sind die natürliche spektrale Variabilität von Oberflächen, der Einfluss des lokalen Einfallswinkels, sowie durch den Sensor hervorgerufene Effekte.

Ausführlicher werden die Lösungsalgorithmen sowie mathematische Rahmenbedingungen beleuchtet, da in diesen beiden Bereichen verbesserte Ansätze in dieser Arbeit vorgestellt werden. Hierzu werden die theoretischen Grundlagen zur näherungsweise Lösung inverser Probleme vermittelt, wobei die Frage der Konditionierung von großer Bedeutung ist. Auf Basis dieser Grundlagen wird auch das Grundprinzip zur Ableitung der benötigten Trainingsdaten ('Endmember') kurz erklärt. Das Kapitel schließt mit einer Übersicht über existierende MESMA-Verfahren und die dadurch erreichbaren Genauigkeiten.

### 3.2. Das spektrale Mischungsmodell

Das *spektrale Mischungsmodell* besagt, dass die vom Sensor gemessene Strahldichte die integrierte Summe der spektralen Ausstrahlung aller Objekte innerhalb des erfassten Raumwinkels (IFOV) darstellt, wobei die Anteile am Signal in Relation zu den geometrischen Anteilen im IFOV stehen.

Von einem *linearen spektralen Mischungsmodell* kann gesprochen werden, wenn die Anteile am Signal annähernd den geometrischen Anteilen innerhalb der erfassten Fläche (GIFOV) entsprechen, also ein direkter linearer Zusammenhang besteht (u. a. Adams und Smith (1986); Shimabukuro und Smith (1991)).

Bezogen auf Reflexionsgrade in einem Kanal in einem Bildpixel lässt sich das lineare Mischungsmodell vereinfacht formulieren als:

$$\rho_m = \rho_{Material\ 1} * f_{Material\ 1} + \rho_{Material\ 2} * f_{Material\ 2} + \dots + \rho_{Material\ n} * f_{Material\ n} \quad (3.1)$$

wobei  $\rho_m$ : gemessener Reflexionsgrad; n: Anzahl der Materialien im Pixel;  $\rho_{Material\ n}$ : Reflexionsgrad des Materials n;  $f_{Material\ n}$ : Anteil des Materials n im Pixel.

Die einzelnen Ausgangsmaterialien werden nachfolgend als *Endmember* (EM) bezeichnet, was mittlerweile auch in deutschsprachigen Arbeiten gebräuchlich ist (siehe Hostert (2001); Heiden (2004)). Als *EM-Modell* werden alle *gleichzeitig* zur Entmischung verwendeten EM bezeichnet; für herkömmliche Entmischungsansätze besteht das EM-Modell aus allen erfassten EM, bei dem hier vorgestellten MESMA-Ansatz aus je einem Spektrum der Klassen PV, NPV und Boden, sowie gegebenenfalls einer Schattenkomponente. Das *Mischungsmodell* besteht aus dem EM-Modell sowie dem zu entmischenden Spektrum.

Als Ursachen für spektrale Mischungsprozesse kommen im Wesentlichen folgende sieben Prozesse in Frage (vgl. Abb. 3.1):

- a) Die Grenze zweier diskreter Objekte verläuft innerhalb eines GIFOVs.
- b) Diskrete Objekte kleiner als das GIFOV treten auf.
- c) Das Material stellt selbst eine Mischung dar.
- d) Ein Material innerhalb des GIFOVs wird verschieden stark oder teilweise beschattet.
- e) Es tritt verstärkt Einstrahlung von benachbarten Bereichen auf ('adjacency effect').
- f) Auf Grund der Sensoreigenschaften fließen verstärkte Signale umgebender Bereiche in die Messung mit ein ('PSF-Effekte').
- g) Innerhalb eines GIFOVs treten häufig Mehrfachstreuungsprozesse auf.

Nur die Prozesse (a) bis (d) liefern Informationen über flächenmäßige Subpixel-Anteile und sind somit über das lineare spektrale Mischungsmodell erfassbar. Zu (c) ist anzumerken, dass je nach optischen Eigenschaften und Maßstab der Mischung eine lineare oder nicht-lineare Mischung erfolgt. Als Beispiel kann Gestein als Mischung verschiedener Ausgangsmaterialien aufgefasst werden; diese im Englischen als 'intimate' bezeichnete Mischung im Millimeter- und Submillimeterbereich ist in den meisten Fällen nicht-linear (Clark (1999)) und wird gesondert unter (g) besprochen.

Eine weitere Quelle von Mischsignaturen stellen Nachbarschaftseffekte (e) räumlich getrennter Pixel dar. Die Stärke dieser Effekte wird durch den spektralen Kontrast benachbarter Pixel ('Überstrahleffekte') sowie das Relief bestimmt, und im Zuge der Atmosphärenkorrektur reduziert.

Zusätzlich kommt erschwerend hinzu, dass sich durch hohes geometrisches Oversampling respektive durch eine weite Sensor Point Spread Function (PSF) die GIFOVs teilweise überlappen (f). Das Oversampling flugzeuggetragener Hyperspektralsensoren liegt typischerweise in der Größenordnung um 20% (PSF um 1,2 Pixel bei

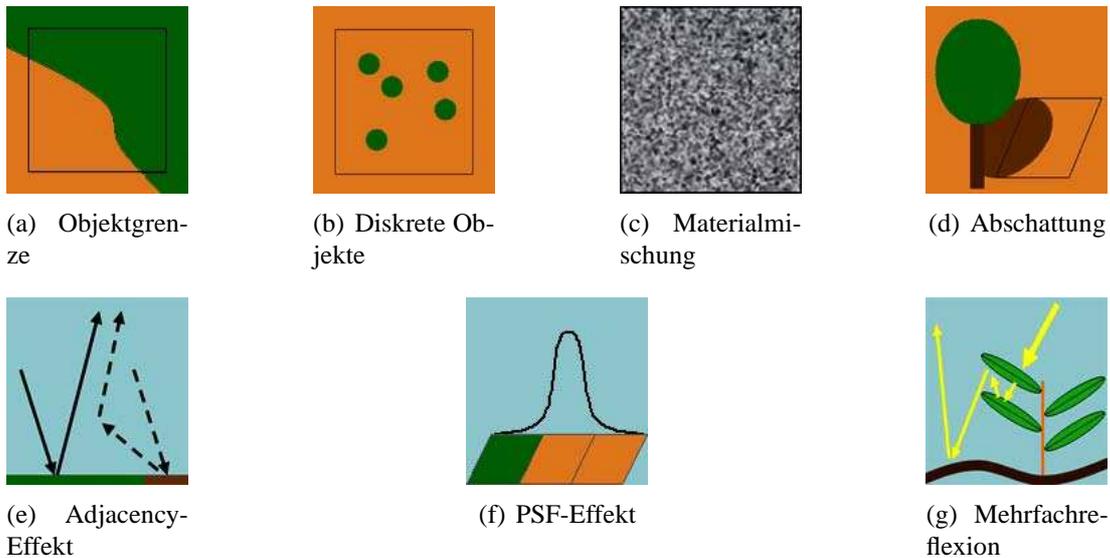


Abbildung 3.1: Stark vereinfachte Schemata für Ursachen spektraler Mischung; quadratische Pixel statt GIFOV dargestellt.

DAIS7915 und HyMap). Anzumerken ist, dass die relative Sensitivität innerhalb eines GIFOVS nicht konstant ist, sondern über die geometrische Sensor-Response (PSF in x- und y-Richtung) gewichtet wird. Hierdurch fließt die Ausstrahlung von Objekten im GIFOV-Zentrum im Vergleich zu Objekten am Rand geringfügig stärker in die spektrale Mischung mit ein, was sich negativ auf die Entmischungsergebnisse auswirkt (Townshend u. a. (2000); Settle (2006)).

### Nicht-lineare Mischung im eigentlichen Sinne

Auch eine Mehrfachstreuung (g) in größerem Maße führt zu nicht-linearer Mischung, und ist beispielsweise zu beobachten, wenn der Bodenhintergrund durch Vegetationsbestand sichtbar ist, oder mehrfach Reflexions- und Transmissionsprozesse an verschiedenen Blattschichten auftreten (u. a. Gilabert u. a. (2000); Okin und Roberts (2004)). Bei diesen Prozessen sind somit zusätzlich zu den Flächenanteilen auch die dreidimensionale geometrische Anordnung der Objekte sowie deren Transmissionsgrade bestimmend.

Die Mischung von Vegetation und Boden ist nur mäßig nichtlinear, wohingegen die Streuungsprozesse innerhalb von Vegetationsbeständen stark nichtlinearer Natur sind. Dies beeinflusst vor allem den NIR-Bereich, da Vegetation in diesen Wellenlängenbereichen hohe Reflexions- und Transmissionsgrade aufweist (Abb. 2.2); zusätzlich ist die Zunahme dieser Effekte mit steigendem LAI zu beobachten. Mit geringerem Pflanzenwassergehalt und somit einer reduzierten Absorption ist auch der SWIR1-Bereich stark, der SWIR2-Bereich schwächer von Mehrfachstreuung beeinflusst.

Diese Prozesse führen zumeist zur Überschätzung der Vegetationsbedeckung bei Beständen mit niedrigem LAI, wie in Gilabert u. a. (2000), Roberts u. a. (1993) und Ray und Murray (1996) beschrieben. Generell führt die lineare Entmischung nicht-linearer Prozesse zu einer Erhöhung des Modellierungsfehlers, wobei dieser sich im Residuum unterschiedlich für verschiedene Wellenlängenbereiche äußert. Typischerweise tritt ein gegenläufiges Verhalten von NIR und dem stark von Absorption geprägten roten Wellenlängenbereich auf.

Für Pflanzen arider Regionen mit opaken Blättern beobachteten Ray und Murray (1996) eine typische Überschätzung des Signals im NIR sowie eine Unterschätzung im Rot, verursacht durch einen hohen Anteil von Mehrfachstreuungsprozessen, entsprechend  $\sim 70\%$  aller detektierten Photonen. Die Folgen sind neben dem erhöhten Modellierungsfehler auch eine reduzierte Genauigkeit der ermittelten Abundanzen. Simulationen von Borel und Gerstl (1994) hingegen zeigen eine tendenzielle Unterschätzung der NIR-Reflexion in linearen Mischungsmodellen auf, wobei die VIS-Reflexion annähernd akkurat modelliert wurde. An dieser Stelle bleibt anzumerken, dass der durch Mehrfachstreuungsprozesse verursachte zusätzliche Abundanzfehler in der MESMA-Entmischung durch die hierbei mögliche Wahl des passenden Vegetations-EM reduziert wird (Gilabert u. a. (2000)).

### 3.3. Die spektrale Entmischung

Der Kern des Problems der spektralen Entmischung ist die Trennung eines Mischsignals in seine Bestandteile; diese Problemstellung wird in der allgemeinen Signalverarbeitung auch als 'Source Separation', 'Blind Source Separation' oder – im Bereich der Akustik – als 'Cocktailparty-Effekt' bezeichnet.

In allen Fällen geht es um die Rekonstruktion von Signalen verschiedener Quellen (z. B. Musiker eines Orchesters), welche als Mischung in verschiedenen Anteilen (im Beispiel: Lautstärken) in mehreren Kanälen oder von mehreren Sensoren (Mikrofonen) erfasst werden. Dabei variiert die Art der Mischung (linear oder nichtlinear), der Grad an Vorwissen (Anzahl der Signale, (Teil-)Information über die einzelnen Signale) sowie die Anzahl der Beobachtungen (Kanäle). Im Falle der spektralen Mischung in der Fernerkundung ist ein (Teil-)Wissen über die einzelnen Signale (EM) sowie über das gemessene Signal (Reflexionsspektrum im Pixel) vorhanden. Ziel ist es, die einzelnen EM-Anteile am Signal und hierdurch die Flächenanteile im Pixel zu ermitteln.

Die Lösung spektraler Mischungen durch die lineare spektrale Entmischung ist als inverses Problem einzuordnen, da von einer Messung auf die zu Grunde liegenden Ursachen und Einflussparameter geschlossen wird. Dieses Problem ist zudem durch die hohe Kanalanzahl hyperspektraler Sensoren und eine geringere Anzahl von gleichzeitig erfassten Objekten zumeist überbestimmt. Hierdurch und auf Grund der Komplexität der Mischungsprozesse liegt im Normalfall keine eindeutige und exakte Lösung vor, sondern muss als Näherung unter Einhaltung von Rahmenbedingungen ermittelt werden. Ferner ist das Problem unter bestimmten Umständen schlecht konditioniert,

wodurch bei geringfügiger Änderung oder Störungen der Ausgangsdaten die ermittelten Lösungen stark abweichen.

Nach Smith u. a. (1990a); Tompkins u. a. (1997) lässt sich die spektrale Entmischung weiterhin kennzeichnen als

- *Physikalisch basiertes Modell*, da Reflektanzwerte in Flächenanteile von Materialien innerhalb eines Pixels überführt werden.
- *Quantitativer Klassifikator*, da Flächenanteile im Pixel der flächenhaften Ausdehnung (z. B. in  $m^2$ ) des Materials entsprechen.
- *Unscharfer Klassifikator*, da ein Pixel mehreren Klassen zugleich angehören kann.
- Methode der *Subpixel-Klassifikation* und *-Detektion*, da Materialien erfasst werden können, welche ausschließlich im Subpixelbereich auftreten.

### Verfahren der spektralen Entmischung

Seit den ersten fernerkundlichen Studien von Adams und Smith (1986) wurden verschiedene Ansätze und Verfahren zur Lösung des spektralen Mischungsmodells entwickelt, welche als Übersicht unter anderem in Keshava (2003) dargestellt sind.

Die erste und am weitesten verbreitete Gruppe der Entmischungsansätze sind Methoden zur *vollständigen* Entmischung. Ziel dieser Ansätze ist es, ein gemessenes Spektrum komplett durch die EM zu beschreiben, wofür alle in der Szene vorkommenden EM bekannt sein müssen. Die Entmischung erfolgt dann unter Verwendung eines EM-Modells, welches alle Szenen-EM enthält; die hierbei auftretenden Probleme werden in den sich anschließenden Unterkapiteln näher diskutiert.

Verbesserungen stellen Ansätze wie die stratifizierte Entmischung dar, bei welcher unterschiedliche EM-Modelle für vorher manuell abgegrenzte Bildbereiche verwendet werden (Hostert (2001), García-Haro u. a. (2005)); diese Anpassung der EM an das Bild erreichen auch Methoden wie die schrittweise Entmischung (Gross und Schott (1998), Winter u. a. (2003), Drake u. a. (1999)) oder wissensbasierte mehrstufige Verfahren (Chabrillat u. a. (2000)). Die mittlerweile am häufigsten eingesetzte Methodik zur EM-Anpassung stellen MESMA-Ansätze dar, wie sie im Folgenden ausführlich diskutiert werden.

Die zweite Gruppe der *teilweisen* Entmischung wird verwendet, wenn nur ein einziges oder wenige Materialien detektiert werden sollen, und kein Wissen über die restlichen Materialien in der Szene vorliegt. Diese oftmals aus der militärischen Fernerkundung kommenden Ansätze zur Detektion einzelner Objekte sind nur erfolgreich, sofern das gesuchte Material spärlich in der Szene auftritt, und sich vom synthetisch approximierten Bildhintergrund spektral unterscheidet.

Für die Themenstellung dieser Arbeit sind diese Ansätze somit nicht geeignet. Als empfehlenswerte Übersichtsartikel zu Unterschieden von kompletter und teilweiser spektraler Entmischung sowie zur Diskussion verschiedener Verfahren wie Orthogo-

nal Subspace Projections (OSP) und Constrained Energy Minimization (CEM) seien Keshava (2003); Nielsen (1998); Settle (2002) sowie Du u. a. (2003) genannt.

Zu erwähnen bleibt, dass nach Brown u. a. (2000) Support Vector Machines (SVM) und 'constrained' lineare spektrale Entmischung bei identischen Eingangsparametern (EM, Rahmenbedingungen) denselben spektralen Mischungsraum aufspannen und identische Lösungen liefern. Zusätzlich passen sich SVM – wie manche Entmischungsansätze – dem Mischungsraum automatisch an, und bestimmen hierdurch automatisch die spektral extremen Datenwerte, welche im Idealfall reinen EM entsprechen. Diese automatische Bestimmung der EM birgt wie beim SMACC-Verfahren (s. Annex C) die Gefahr, ungewünschte Materialien oder spektrale Mischungen als EM in das Mischungsmodell einzubringen. In diesen Fällen wären die ermittelten Ergebnisse falsch, obgleich mathematisch optimal.

### Weitere Einflussfaktoren

Neben den bereits angesprochenen Einflussfaktoren Sensor-PSF, Nachbarschaftseffekte sowie Prozesse der Mehrfachstreuung reduzieren auch weitere Faktoren die Zuverlässigkeit der Entmischung.

Hinsichtlich der Genauigkeiten dominiert die *spektrale Variabilität* natürlicher Oberflächen, wobei insbesondere Vegetation hoch variabel ist. Theoretisch müssten neben allen auftretenden Arten auch Pflanzenzustände (Wassergehalt, Stress, Anteil biophysikalischer Inhaltsstoffe) sowie Bestandsparameter (insb. LAI) in Form von EM abgedeckt werden, was in der Praxis nicht umsetzbar ist. Daher bedarf es einer Generalisierung der EM, indem nur ein geringer Anteil dieser Variabilität berücksichtigt wird, und schlechtere Entmischungsergebnisse müssen in Kauf genommen werden.

Eine teilweise oder vollständige *Abschattung* von Oberflächen sowie reliefbedingte Beleuchtungsunterschiede beeinflussen auf die gleiche Art die spektrale Variabilität einer Szene. Auch wenn der letztgenannte Effekt durch eine Terrainkorrektur reduziert werden kann, verbleiben Beleuchtungseffekte durch Mikrorelief sowie echte Abschattungseffekte.

In der spektralen Entmischung können beide Arten von Abschattungseffekten annäherungsweise durch die Verwendung einer Schattenkomponente als zusätzlicher EM korrigiert werden (Smith u. a. (1990a); Roberts u. a. (1993); Garcia und Ustin (2001)). Hierbei wird das Mischmodell für jedes Pixel um ein 'Schattenspektrum' (konstanter Reflexionswert nahe Null) erweitert, und normal entmischt. Nach diesem Ansatz wird der Schattenanteil für jedes Pixel bestimmt, und kann anschließend herausgerechnet werden.

Die Diskussion in Gruninger u. a. (2001) über den Einfluss der Schattenkomponente auf Entmischungsergebnisse führt auf ein großes Problem hin, denn oftmals entspricht die ermittelte Schatten-Abundanz nicht dem Schattenanteil, sondern dient nur zur mathematischen Optimierung der Lösung. Im Normalfall dient die Schattenkomponente zur Erfüllung der Rahmenbedingungen, falls die EM-Summe von 100% abweicht

(vgl. Glg. 3.9); die resultierenden Abundanzen können dadurch deutlich von den korrekten Werten abweichen. Auf die Probleme der Schattenkomponente weisen unter anderem auch García-Haro u. a. (2005) hin, da z. B. ein von Vegetation beschatteter Boden vom spektralen Transmissionsgrad des Vegetationsbestands beeinflusst wird, und nicht über eine Skalierung durch einen über alle Wellenlängen konstanten Term repräsentiert werden kann. Folglich wäre eine spezifische Schattenkomponente für jedes Pixel notwendig.

Auch die anschließende Renormalisierung der Abundanzen nach Abzug der Schattenkomponente zur Erfüllung des Kriteriums der Abundanzsummen (vgl. Garcia und Ustin (2001)) wird vom Autor dieser Studie und weiteren (Gruninger u. a. (2001); García-Haro u. a. (2005)) kritisch gesehen, da der Schattenanteil allen Klassen zu gleichen Teilen zugeschlagen wird, obgleich diese unterschiedlich stark von Schatten beeinflusst werden. Oftmals wird durch diese Skalierung der Abundanzsummen sowie durch die Skalierung der einzelnen Abundanzen auf den Wertebereich zwischen 0 und 100% ein formal korrektes Mischmodell suggeriert, obwohl die mathematischen Lösungen nicht mehr dem physikalisch korrekten Wertebereich entsprechen.

Als Konsequenz wird in dieser Arbeit der Einsatz einer Schattenkomponente vermieden. Der Einsatz einer herkömmlichen Schattenkomponente sowie als Neuerung die Simulation von EM-Spektren auf Basis des von Adler-Golden u. a. (2001) vorgestellten Ansatzes ist aber weiterhin im  $\mu$ MESMA-Ansatz möglich (siehe Kap. 5.2.3).

Starkes Sensorrauschen stellt für die spektrale Entmischung ein zusätzliches Problem dar und wird näher in den Kapiteln 5.6.1 und 6.3.3 untersucht.

Einen weiteren generellen Einflussfaktor auf Fernerkundungsdaten stellt die Geometrieabhängigkeit des Reflexionsverhaltens natürlicher Oberflächen dar, welche durch die '*Bi-directional Reflectance Distribution Function*' (BRDF) beschrieben werden kann. Diese Veränderung der spektralen Reflexion in Abhängigkeit von Materialeigenschaft, Beobachtungs- und Beleuchtungsgeometrie stellt eine zusätzliche Quelle spektraler Varianz dar. Nach einer Studie von Lobell u. a. (2002) zur spektralen MESMA-Entmischung von Nadelwaldszenen werden diese Auswertungsansätze verhältnismäßig wenig durch BRDF-Effekte beeinflusst, sofern die durch BRDF-Effekte erhöhte EM-Variabilität auch in Form von EM abgebildet werden kann. In dieser Arbeit erfolgt in Kap. 7.3.4 ein Test des entwickelten Ansatzes unter verschiedenen Aufnahmegeometrien.

Ein bisher vernachlässigtes Problem bei der Ableitung von Bedeckungsgraden stellt die Verdeckung durch eine ungünstige Beobachtungsgeometrie dar. Unter niedrigen lokalen Einfallswinkeln kommt es wie in Abb. 3.2 skizziert zur Verdeckung von offen liegendem Boden durch Vegetation ('Kulisseneffekt'), und folglich zur Unterschätzung des Bodenanteils.

Von großer Relevanz ist dieser Effekt bei stark reliefiertem Gelände sowie bei Beobachtungen mit starker Abweichung vom Nadir, wie dies bei Sensoren mit breitem FOV (z. B. MODIS, MERIS) oder bei Sensoren mit schwenkbarer Optik (z. B. IKONOS, Quickbird) auftritt. Auch HyMap ist von diesem Effekt betroffen, da auch ohne Relief

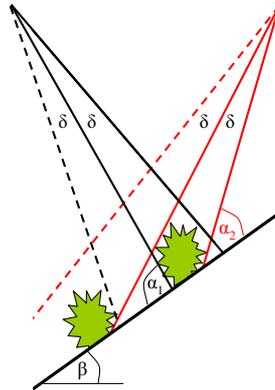


Abbildung 3.2: Schematische Darstellung des Kulisseneffekts.  $\alpha$ : lokaler Einfallswinkel,  $\beta$ : Hangneigung,  $\delta$ : momentaner Erfassungswinkel des Sensors.

durch den breiten Öffnungswinkel von  $\pm 32^\circ$  an den seitlichen Rändern des Flugstreifens geringe Einfallswinkel um  $58^\circ$  auftreten. Modifiziert wird dieser Effekt weiterhin durch das Relief, da eine Neigung des Hangs zum Sensor hin den Effekt verringert, ein Blick in Hangrichtung hingegen den Effekt verstärkt. In Abb. 3.2 ist unter lokalen Einfallswinkeln um  $90^\circ$  (schwarz dargestellt) eine korrekte Abschätzung der Bedeckung zu 50% Boden, 50% Vegetation möglich, im rot dargestellten Fall mit niedrigen Einfallswinkeln unter  $40^\circ$  erfolgt eine Abschätzung zu 100% Vegetation.

Die Stärke des Effekts hängt neben dem lokalen Einfallswinkel, welcher sich aus den Fluglagedaten sowie einem Geländemodell berechnen lässt (siehe Kap. 5.5), auch von der Höhe des betrachteten Objekts ab. Hierbei steigt der scheinbare Flächenanteil höherer Objekte zu Lasten niedriger an; im Anwendungsfall ist eine Überschätzung von Bedeckungsgraden der Vegetation sowie Unterschätzung des Bodenanteils die Folge.

Unter Annahme einer mittleren Vegetationshöhe  $h_{veg}$  sowie einer komplett opaken Vegetation lässt sich die einfallswinkelbedingte Ausdehnung (Projektion) des Vegetationsanteils (PV + NPV) zu Lasten des Bodenanteils berechnen nach

$$l_{veg}^* = \frac{h_{veg}}{\tan(\alpha)} \quad (3.2)$$

wobei  $\alpha$ : lokaler Einfallswinkel, vgl. Abb. 3.2.

Für eine quadratische Pflanze der Kantenlänge  $l_{veg}$  ergibt sich die prozentuale Überschätzung in Blickrichtung nach

$$Faktor_{Länge} = \frac{l_{veg}^*}{l_{veg}} \quad (3.3)$$

und in der Fläche nach

$$Faktor_{Fläche} = \frac{l_{veg} * (l_{veg} + l_{veg}^*)}{l_{veg}^2} = \frac{l_{veg} * (l_{veg} + h_{veg} \tan(\alpha)^{-1})}{l_{veg}^2} \quad (3.4)$$

Der prozentuale Anteil der Überschätzung steigt mit zunehmender Pflanzenhöhe und abnehmender Basisfläche, wie in Abb. 3.3 dargestellt. Entscheidend hierbei ist die Relation zwischen diesen beiden Parametern, wie in Abb. 3.3 (b) für den Fall eines deutlich höheren Objekts (3m) bei ebenso gestiegenem Durchmesser dargestellt. Im Normalfall sind hierdurch auch bei großen Objekten hinreichend genaue Ergebnisse möglich.

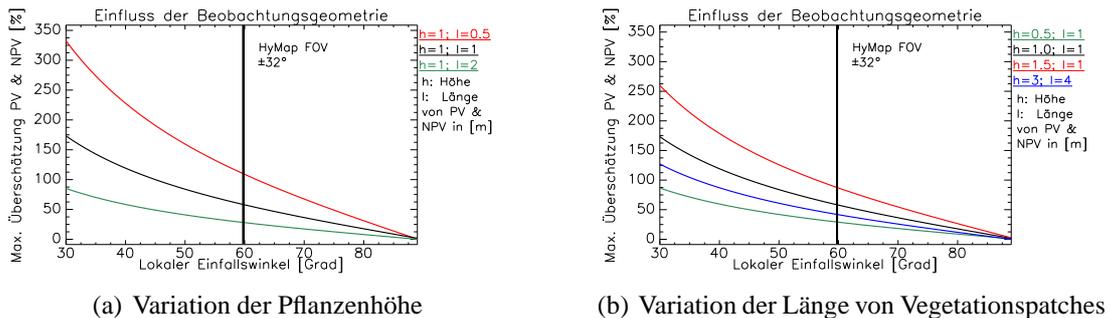


Abbildung 3.3: Maximaler Einfluss des lokalen Einfallswinkels auf Abundanzen unter Annahme einer komplett opaken Vegetation.

### 3.3.1. Theorie der Endmember-Auswahl

Verfahren der überwachten Klassifikation wie z. B. das 'Maximum Likelihood'-Verfahren benötigen als Trainingsdaten die mittlere spektrale Ausprägung einer Klasse, wie sie durch Mittelwertbildung innerhalb eines definierten Trainingsbereichs erfolgt. Im Gegensatz dazu werden als Trainingsdaten für die spektrale Entmischung primär *reine* Spektren von Bildobjekten benötigt, wofür in der Regel die Spektren einzelner Pixel verwendet werden. Im Merkmalsraum nehmen reine Spektren die Extrempunkte der Datenverteilung ein, wobei eine vorherige Dekorrelation und Reduktion der Dimensionalität der Bilddaten (z. B. durch eine Hauptkomponenten-Transformation) diesen Sachverhalt verstärkt. Folglich zielen die meisten Ansätze zur EM-Ableitung auf Bestimmung dieser extremen Punkte im Datenraum ab (Boardman (1993)). Eine Übersicht und knappe Beschreibung zweier automatisierter Verfahren (SMACC, IEA) erfolgt in Annex C; hinsichtlich der praktischen Umsetzung dieses Konzepts erfolgt die Beschreibung in Kapitel 5.2. Für Grundlagen und Diskussion alternativer Verfahren sei auf Boardman (1993); Bateson u. a. (2000); Garcia und Ustin (2001); García-Haro u. a. (1999); Tompkins u. a. (1997) sowie ITT Industries Inc. (2006) verwiesen.

Die Häufigkeit des Auftretens reiner EM ist auch an das Größenverhältnis von GSD des Sensors und der Objektgröße des EM-Materials gekoppelt; denn je größer die Objekte in Relation zur GSD sind, desto häufiger wird ein Pixel komplett von diesem EM abgedeckt. Andererseits sind die Chancen eher gering, dass Objekte, welche zumeist

kleiner als die GSD sind, ein Pixel komplett einnehmen und somit als reiner EM gefunden werden. Ebenso problematisch sind Objekte, welche typischerweise in diskreten räumlichen Mischungen auftreten. Dies ist für die Erfassung von semi-ariden Regionen von Bedeutung, da viele Vegetationsgesellschaften ein kleinräumiges Mosaik aus Sträuchern, Gräsern und offen liegendem Boden ausbilden (siehe Annex D).

Hierbei offenbart sich das grundlegende Problem, dass Vegetation, welche in diesen Räumen in Relation zur GSD großflächig (d. h. mehrere Pixel umfassend) und 'rein' auftritt, als atypisch anzusehen ist. Zum Beispiel wird für alle Szenen eines Teilbereichs des Cabo de Gata von allen getesteten automatischen Verfahren (s. Kap. 5.2) eine Ansammlung von Ernterückständen als ein möglicher EM für NPV vorgeschlagen. Dies liegt darin begründet, dass dies die größte und reinste Ansammlung von Trockenvegetation in diesem Bereich darstellt, und somit spektral am besten detektierbar ist. Natürliche Trockenvegetation hingegen tritt immer als Mosaik mit Boden und NPV auf, was die spektrale Signatur beeinflusst. Somit sollte insbesondere für Szenen mit kleinräumiger Heterogenität die EM-Auswahl unter den Gesichtspunkten der Repräsentativität und weniger der perfekten spektralen Reinheit erfolgen.

Ein weiteres Problem hinsichtlich der Ableitung von Bild-EM tritt immer dann auf, wenn bei einem EM keine charakteristischen Merkmale im Spektrum vorhanden sind, oder ein EM eine teilweise Kollinearität mit einem zweiten EM aufweist (García-Haro u. a. (1999) sowie Grundlagen in Kap. 3.3.2). In beiden Fällen liegt dieser EM *nicht* an den Extrempunkten des (transformierten) Datenraums, und wird mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht als EM detektiert. Letztendlich stellen auch BRDF- und Beleuchtungseffekte, sowie Sensorrauschen weitere Probleme betreffend der EM-Ableitung dar, da diese Prozesse atypische und oftmals extreme Ausprägungen der EM-Spektren verursachen.

### 3.3.2. Mathematische Aspekte der Entmischung

In diesem Abschnitt werden mathematische Verfahren zur numerischen Lösung des Mischungsmodells vorgestellt, und an entsprechender Stelle der für diese Arbeit wichtige Begriff des Residuums eingeführt und dessen Eigenschaften skizziert. Weiterhin wird auf theoretische und praktische Aspekte bei der mathematischen Umsetzung eingegangen.

#### Grundlagen der Entmischung

Aus dem linearen Mischmodell (Glg. 3.1) ergibt sich für einen Sensor mit  $m$  Kanälen und einer Mischung von  $n$  Materialien:

$$\begin{aligned}
a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n &= b_1 \\
a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n &= b_2 \\
&\vdots \\
a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n &= b_m
\end{aligned} \tag{3.5}$$

wobei  $a_{mn}$ : Reflexionswert für EM n in Band m;  $b_m$ : Gemessener Reflexionswert in Band m;  $x_n$ : Abundanz für EM n.

In anderer Notation erhält man

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix} \tag{3.6}$$

und somit

$$Ax = b \tag{3.7}$$

wobei A: EM-Matrix  $m \times n$ ; x: Abundanzwerte für n EM (Vektor); b: Messwert in m Kanälen (Vektor).

Die bei n EM für eine Lösung mindestens notwendige Anzahl an Gleichungen und somit Sensor-Kanälen ist  $m \leq n$ . Im Normalfall liegt für spektroskopische Daten ein überbestimmtes Gleichungssystem mit m Gleichungen und n Unbekannten vor, und somit  $m \gg n$ .

Für quadratische Matrizen mit  $m = n$  wäre eine Lösung über

$$x = A^{-1}b \tag{3.8}$$

möglich unter den Bedingungen ('Constraints'):

$$\sum_{j=1}^n x_j = 1 \tag{3.9}$$

und

$$0 \leq x_j \leq 1 \text{ für alle } j \in n \tag{3.10}$$

Im Normalfall ist Glg. 3.8 durch nicht berücksichtigte spektrale Variabilität der EM, Sensor-Rauschen, Sensor-PSF sowie nicht-lineare Mischungen nicht exakt lösbar (siehe Settle (2005), Settle (2006)). Daher erfolgt die Annahme eines Fehlerterms  $\varepsilon$  und somit

$$\varepsilon_i = b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \tag{3.11}$$

Die Lösung der Glg. 3.11 erfolgt nun im Sinne einer Ausgleichsrechnung unter Minimierung einer Fehlerfunktion  $F$ , zumeist unter Verwendung der *Methode der kleinsten Quadrate* ('Least-Squares', siehe hierzu u. a. Shimabukuro und Smith (1991)):

$$F = \sum_{i=1}^m \varepsilon_i^2 \quad (3.12)$$

Der RMS-Fehler eines Mischungsmodells kann nachfolgend als Differenz zwischen gemessenem ( $b$ ) und modelliertem ( $b^*$ ) Signal über alle Kanäle  $m$  berechnet werden:

$$RMS_{\text{Mischungsmodell}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \varepsilon_i^2}{m}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (b_i - b_i^*)^2}{m}} \quad (3.13)$$

Die Darstellung dieses Modellierungs-RMS-Fehlers pro Bildpixel entspricht dem Gesamt-Modellierungsfehler, welcher standardmäßig bei den meisten Entmischungsansätzen mit ausgegeben wird. Dagegen liefert die bandweise Darstellung des Residuums nach Glg. 3.11 das Residualspektrum jedes modellierten Pixels, was eine nähere thematische Interpretation ermöglicht (Gillespie u. a. (1990), Roberts u. a. (1993)). In dieser Arbeit werden in den folgenden Kapiteln Ansätze zur automatischen Nutzung dieser Informationsquelle näher vorgestellt.

An dieser Stelle ist es wichtig anzumerken, dass dieser Fehlerterm in manchen Publikationen als zufälliges Rauschen mit Mittelwert Null und einer Standardabweichung entsprechend des Sensor-Rauschens im jeweiligen Kanal angesehen wird. Dies ist *ausschließlich* für den Fall gültig, wenn alle im Pixel vorkommenden Materialien auch *exakt* durch einen passenden EM repräsentiert werden, und *keine* Prozesse der Mehrfachstreuung, der Überstrahlung benachbarter Pixel sowie PSF-bedingte Mischungen auftreten (Settle (2005)).

Im Normalfall beinhaltet das Residuum alle diese Störeffekte, und am deutlichsten wirken sich unpassende EM sowie Wasserbanden als nicht zufälliges Signal im Residuum aus (vgl. Abb. 3.4). Auf Grund der Minimierung des Residualterms im Sinne der kleinsten quadratischen Abweichung weist das Residuum eines Pixels einen Mittelwert nahe Null auf. Bei schlecht gewählten EM können aber bereits bandweise Mittelwerte von  $\pm 3\%$  Reflexion (entspr. Datenwerten von  $\pm 300$  in Abb. 3.4), und maximale Abweichungen von  $\pm 15\%$  Reflexion (entspr.  $\pm 1500$ ) in schlecht modellierten Wellenlängenbereichen auftreten.

### Praktische Aspekte der Entmischung

Ein großes numerisches Problem der Entmischung stellt die Invertierung der EM-Matrix dar. Da diese zumeist nicht quadratisch ist, entfällt eine Lösung nach Glg. 3.8. Doch selbst quadratische Matrizen sind nicht immer invertierbar, wenn schlecht konditionierte oder dünn besetzte Matrizen auftreten (vgl. Kap. 3.3.2). Eine Lösung für diese Fälle stellt die Pseudo-Inverse  $A^+$  dar, welche einer Näherungslösung im

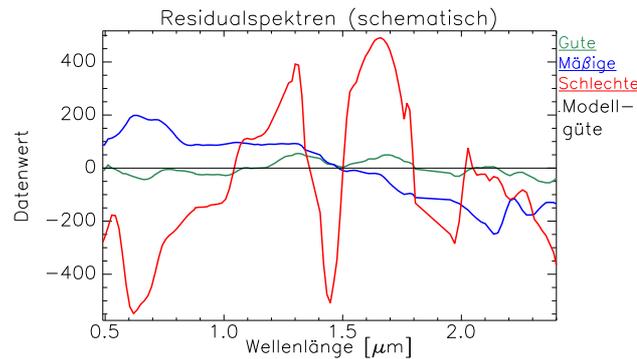


Abbildung 3.4: Beispiele für Residualspektren. Anmerkung: zur Illustration wurde der komplette Wellenlängenbereich zur Entmischung verwendet.

Least-Squares - Sinn für nicht-quadratische (in diesem Falle überbestimmte) und nicht invertierbare Matrizen entspricht. Somit gilt:

$$x = A^+ b \quad (3.14)$$

wobei hierzu die Moore-Penrose-Invertierung bei Überbestimmung erfolgt, berechnet nach:

$$A^+ = (A^T A)^{-1} A^T \quad (3.15)$$

respektive bei Unterbestimmung nach  $A^+ = A^T (A A^T)^{-1}$

Ein anderer, weit verbreiteter Lösungsansatz basiert auf der Singulärwertzerlegung ('Singular Value Decomposition' SVD). Dieser ist bereits in den meisten Softwarepaketen wie z. B. in IDL implementiert. SVD liefert auch für nicht-quadratische und singuläre Matrizen Ergebnisse, wobei (Press u. a., 2002, S. 65ff) die manuelle Eliminierung linearer Abhängigkeiten empfiehlt. Da dieses Verfahren in dieser Arbeit zwar getestet wird, aber auf Grund der Ergebnisse keine weitere Verwendung findet, sei für die nähere Darstellung des Verfahrens auf Press u. a. (2002) sowie ITT Industries Inc. (2006) verwiesen. Sowohl SVD als auch die Pseudo-Inverse liefern eine optimale Näherung im Sinne der kleinsten Quadrate, bei der aber die Rahmenbedingungen (Glg. 3.9, Glg. 3.10) meist nicht erfüllt werden können.

Aus diesen Gründen findet in dieser Arbeit zusätzlich der Bounded-Variables Least-Squares (BVLS) - Algorithmus Verwendung, welcher eine *Methode der kleinsten Quadrate* unter Berücksichtigung von Minimal- und Maximalwerten der Lösungen (Glg. 3.10) darstellt (vgl. Briggs (1995)).

Eine IDL-Version von BVLS wurde von Michele Cappellari veröffentlicht (Cappellari (2001)). Diese Implementierung des BVLS-Algorithmus stellt eine Erweiterung des Non-Negative Least-Squares (NNLS) - Algorithmus (C.L. Lawson & R.J. Hanson, 'Solving Least Squares Problems', Prentice Hall, 1974) und des daraus entstandenen

BVLS nach R.J. Hansen (1995) dar. BVLS liegt die QR-Zerlegung zur least-squares-Lösung überbestimmter Gleichungssysteme zu Grunde, welche nicht die numerischen Nachteile der SVDC und Pseudo-Inversen aufweist (siehe nachfolgende Diskussion).

Aus Glg. 3.7 erfolgt zuerst die Matrixzerlegung der EM-Matrix:

$$A = QR \quad (3.16)$$

wobei Q: Orthogonalmatrix; R: obere Dreiecksmatrix.

Diese Zerlegung erfolgt durch Householder-Transformationen (lineare Matrixoperationen, welche Spiegelungen eines Vektors an einer Hyperebene entsprechen), ist immer lösbar und numerisch stabil, selbst wenn A nicht von vollem Rang ist. Anschließend erfolgt die Lösung des nun vorliegenden Dreiecks-Systems  $Rx = Q^T b$  durch Rücksubstitution (Press u. a. (2002), S. 98ff sowie S. 470ff.).

Hervorzuheben ist, dass innerhalb BVLS eine Reduzierung des EM-Sets erfolgen kann. Dies wiederum ermöglicht es, dass automatisch alle EM-Modelle mit weniger EM als das Startset (im Normalfall bei diesem Ansatz neben 3-EM-Modellen auch alle 2-EM und 1-EM-Modelle) ebenso berechnet werden.

In Pseudo-Code umfasst BVLS folgende Schritte (nach Briggs (1995) sowie dem besser kommentierten Original FORTRAN-Code von Parker und Stark (1990)):

1. Bestimme negativen Gradientenvektor  $w$  für die zu minimierende Zielfunktion
2. Teste, ob Lösung gefunden. Kriterien: RMS-Fehler kleiner Schwellwert oder Kuhn-Tucker erfolgreich (hierfür  $w$  benötigt)
3. Falls ja: nächstes Pixel; falls nein: bestimme Element mit größtem Anteil am RMS-Fehler und deaktiviere diesen EM
  - a) Baue Matrix mit allen aktiven EM, löse unconstrained Least-Squares mittels QR
  - b) Teste, ob alle Lösungen für alle aktiven EM innerhalb der Rahmenbedingungen
  - c) Falls ja: mögliche Lösung gefunden, gehe weiter zu [1], sonst zu [d]
  - d) Aktiviere und / oder deaktiviere EM, gehe zu [a]

Der verwendete Kuhn-Tucker-Test bestimmt anhand von Annahmen zum negativen Gradientenvektor der zu minimierenden Zielfunktion, ob ein globales Minimum der zu optimierenden Funktion erreicht wurde, also ob eine optimale Lösung vorliegt. Dieses iterative Vorgehen führt in jedem Fall in endlicher Zeit zu einer Lösung, wobei mit jeder Iteration eine Verbesserung eintritt. Im Falle von hoch korrelierten EM (Komponenten) würde eine zyklische Optimierung dieser erfolgen, wobei BVLS genau diese Fälle abfängt und dadurch sinnvolle Lösungen liefert. Für die Anwendung im Zuge dieser Arbeit wurden durchschnittlich 5,2 BVLS-Iterationen (von max. 9 für 3-EM-Modelle) benötigt, bis eine optimale Lösung gefunden wurde.

### Mathematische Rahmenbedingungen

Wie für die meisten Klassifikations- und Auswertungsverfahren müssen auch für die spektrale Entmischung bestimmte mathematische Rahmenbedingungen erfüllt werden. Wie bereits an anderer Stelle erläutert, darf die Anzahl der EM nicht größer als die Anzahl der Kanäle sein, was im Falle von Hyperspektraldaten trotz der hohen Redundanz kein Problem darstellt.

Eine weitaus wichtigere mathematische Voraussetzung betrifft die Sicherstellung der linearen Unabhängigkeit der EM, was mit steigender Anzahl von EM zunehmend ein Problem darstellen kann (vgl. Grundlagenwerke von z. B. Opfer (1994); Fischer (1995)). So sind zwei Vektoren linear abhängig, wenn sie durch additive oder multiplikative Abbildung identisch sind, d. h. durch eine gleichförmige Skalierung oder Verschiebung der Reflexionswerte über alle Wellenlängenbereiche. Ein Beispiel hierfür stellt die gemessene Strahldichte für eine Oberfläche bei unterschiedlich starker Beleuchtungsintensität (ohne Veränderung der Spektralcharakteristik der Beleuchtung) dar. Alle wellenlängenabhängigen Unterschiede im Spektrum hingegen, z. B. Absorptionsbanden, verringern die lineare Abhängigkeit. Bei der Pseudo-Inversen wie auch bei SVDC, nicht aber bei BVLS, treten bei hoch korrelierten Spektren in der EM-Matrix Fehler durch Mehrdeutigkeiten bei der Invertierung derselben auf (Glg. 3.14). Dies kann zu zusätzlichen Fehlern in den ermittelten Abundanzen führen.

Ein Anhaltspunkt für die numerische Genauigkeit der Invertierung einer EM-Matrix  $A$  ist die Konditionierung  $\kappa$ , berechenbar über

$$\kappa(A) = \|A\| \|A^{-1}\| \quad (3.17)$$

wobei als Norm ( $\|\cdot\|$ ) für die zumeist nicht-quadratischen Matrizen die  $L_2$ -Norm (Euklidische Norm, entsprechend dem größten Eigenwert der Matrix) Verwendung findet.

Die Konditionierung stellt den Grad der Abhängigkeit der Lösung von Veränderungen in den Eingangsdaten und somit die 'Stabilität' (im umgangssprachlichen Sinne) einer Lösung dar. Dies bedeutet, dass insbesondere bei höherem Rauschen in den Daten die berechneten Abundanzen zunehmend ungenauer werden. Für  $\kappa = 1$  liegt somit ein gut konditioniertes, für  $\kappa \gg 1$  ein schlecht konditioniertes ('ill-conditioned') Problem vor, wobei bei letzterem die zu erwartenden Lösungen eine geringere Genauigkeit aufweisen. Für  $\kappa \rightarrow \infty$  liegt ein schlecht gestelltes Problem vor, welches keine sinnvolle Lösung aufweist. Einen weiteren Test stellt die Berechnung der Determinanten dar, wobei dieselben Probleme bei der Matrixinversion bei  $DET(A^T A) \rightarrow 0$  auftreten (Winter u. a. (2003)).

Ein weiteres Kriterium für Kollinearität ist die Betrachtung der Eigenwerte der Korrelationsmatrix aller EM. Hierbei weisen Eigenwerte nahe Null auf eine hohe Ähnlichkeit der Spektren und eine damit verbundene instabile Lösung der Mischungsgleichung hin. Das mathematisch unzulässige Auftreten von negativen Eigenwerten

hingegen verweist auf numerische oder methodische Fehler in den bisherigen Prozessierungsschritten und führt zum Abbruch der Prozessierung. Da die Eingangsmatrix (d. h. die Korrelationsmatrix) symmetrisch ist, muss die Eigenwert- und Eigenvektorerlegung mittels Householder-Reduktion (vgl. Glg. 3.16) und dem in IDL implementierten QL-Algorithmus durchgeführt werden (ITT Industries Inc. (2006)). Dieser Sachverhalt wird auch bei Brown u. a. (2000) diskutiert, wobei dort der Rang der Matrix Verwendung findet; eine EM-Matrix vollen Rangs (alle Eigenwerte  $\gg 0$ ) weist auf nicht-linear abhängige EM hin. Die Konditionierung von normaler Entmischung und MESMA-Entmischung anhand der in dieser Arbeit verwendeten Daten wird in Kap. 6.2.3 dargestellt und hierauf die Verfahren validiert.

### **3.4. Grundlagen der MESMA-Entmischung, Stand der Forschung**

Im Folgenden werden die Ansatzpunkte und Vorteile der MESMA-Entmischung denen einer herkömmlichen spektralen Entmischung gegenübergestellt. Um den Stand der Forschung in diesem Bereich zu dokumentieren, wird eine Übersicht über existierende MESMA-Ansätze und deren Genauigkeiten gegeben, wobei eine erweiterte Diskussion der einzelnen Verfahren in Annex C erfolgt.

#### **3.4.1. Konzeption und Vergleich zur konventionellen Entmischung**

Ein großer Nachteil der herkömmlichen Entmischungsmethodik besteht darin, dass ein festes EM-Set zur Modellierung des ganzen Bildes verwendet wird. Da aber weder Pflanzenarten noch Bodentypen innerhalb einer Szene spektral identisch sind, werden mehrere Spektren pro Klasse als EM benötigt, um die spektrale Varianz einer Klasse abzudecken und hierdurch die Szene zu modellieren. Weiterhin muss auch die natürliche spektrale Variabilität eines reinen Materials in Form von EM abgebildet werden, da das Spektrum derselben Pflanze je nach Zustand (vital - angewelkt - abgestorben) sowie LAI stark unterschiedlich ist. Beispielhaft sei an dieser Stelle auf eine Diskussion in Gilabert u. a. (2000) verwiesen, in der die testweise Verwendung von Vegetations-EM mit nicht zur Szenen-Vegetation passenden LAI-Werten (und somit falscher Reflexion im NIR) zu Abundanzfehlern bis 30% führten. Ein Betrachtung dieser spektralen 'Unsicherheit' (nach Bateson u. a. (2000)) wird im Annex C näher diskutiert. Für die mathematische Formulierung dieses Sachverhalts sei auf Settle (2006) verwiesen.

Ein Ansatz zur Lösung dieses Problems besteht darin, alle möglicherweise benötigten EM in ein Mischungsmodell zu integrieren. Dies hat aber den großen Nachteil, dass lineare Abhängigkeiten zwischen den EM auftreten, und hierdurch Probleme hinsichtlich der sinnvollen Lösbarkeit des Mischungsmodells entstehen. So beschreibt bereits Price (1994) das Problem, wonach sich manche reine Spektren als Linearkombination anderer reiner Spektren mit geringen Fehlern modellieren lassen. Die aus solch einem

Fall resultierenden Abundanzen hätten keinen Zusammenhang mit den tatsächlichen Bedeckungsgraden im Pixel. Hinsichtlich linearer Abhängigkeiten konnte Winter u. a. (2003) bei empirischen Tests mit Zufallsvektoren einen Anstieg des Entmischungsfehlers proportional zur Anzahl der verwendeten EM feststellen, wobei der Fehler bei 5 EM um 2%, bei 20 EM bereits bei 10% lag. Die hierbei zu Grunde liegende schlechte Konditionierung des Problems wird in Kap. 3.3.2 näher betrachtet.

Als nächster Punkt gegen dieses Vorgehen ist anzuführen, dass zwar Lösungen für das lineare Mischungsmodell existieren solange die Anzahl der EM kleiner als die um eins erhöhte Bandanzahl ist; die effektive Dimensionalität (z. B. ausgedrückt durch die Anzahl von Hauptkomponenten mit Eigenwerten über 1 ('Kaiser-Kriterium') von Hyperspektraldaten ist aber auf Grund der hohen Korrelation zwischen Kanälen deutlich geringer als die Bandanzahl, was gegen hohe EM-Zahlen (für HyMap: typischerweise über 30 EM) spricht. Zudem wird das Mischungssystem nach dem Verfahren der kleinsten Quadrate gelöst, wodurch wie bei einer Ausgleichsrechnung einzelne dekalibrierte / verrauschte Kanäle bei einer deutlichen Überbestimmtheit des Gleichungssystems weniger stark ins Gewicht fallen; die Lösung wird hierdurch stabiler. Aus diesen Gründen überrascht es nicht, dass in der Literatur selten EM-Zahlen über 15 für konventionelle Entmischung zu finden sind.

Ein weitaus besseres Verfahren ist die *pixelweise* Optimierung des EM-Modells, wie es in 'Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis' (MESMA) erfolgt. Eine vereinfachte Darstellung der einzelnen MESMA-Schritte ist in Abb. 3.5 dargestellt.

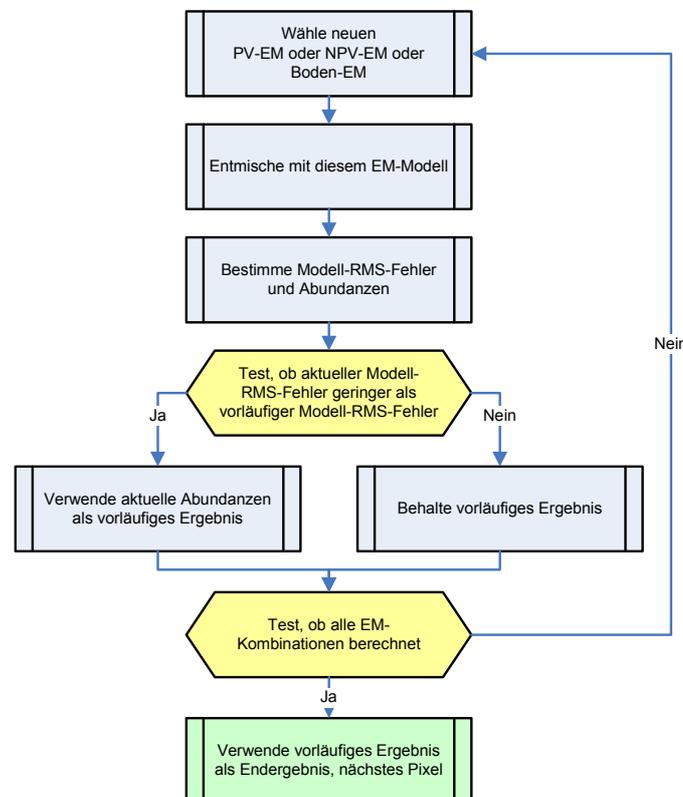


Abbildung 3.5: Ablaufdiagramm der MESMA-Entmischung.

Die Anzahl der benötigten Durchläufe berechnet sich aus der Gesamtzahl der möglichen Kombinationen von EM der drei Klassen zu  $AnzahlEM_{PV} * AnzahlEM_{NPV} * AnzahlEM_{Boden}$ , und ist graphisch in Abb. 3.6 für den Fall einer gleichen Anzahl der EM je Klasse dargestellt. In diesem Falle steigt die Anzahl der zu berechnenden Kombinationen aus je einem EM jeder Klasse kubisch mit der EM-Anzahl je Klasse an. Diese Lösung des spektralen Mischungsmodells durch Ausprobieren aller möglichen EM-Kombinationen fällt in den Bereich der 'Brute-Force'-Ansätze, wie sie in der Spieltheorie und in der Informatik beschrieben werden. Diese Ansätze liefern zwar auf jeden Fall die optimale Lösung, sind aber extrem rechenintensiv; darum erfolgt in dieser Arbeit zusätzlich die Entwicklung wissensbasierter und iterativer Ansätze zur Verringerung des Rechenaufwands.

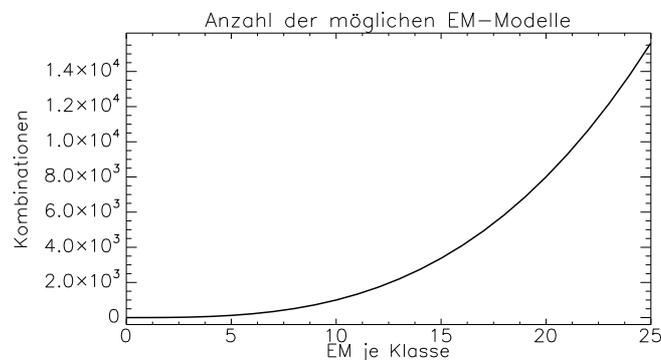


Abbildung 3.6: Anzahl der zu berechnenden EM-Kombinationen bei 'Brute-Force' MESMA-Ansätzen und 3 EM-Klassen.

Ein weiteres Problem herkömmlicher Entmischungsansätze mit hoher EM-Anzahl liegt in der Lösungsalgorithmik begründet. Durch die natürliche spektrale Variabilität reiner Klassen werden in den meisten Fällen weder alle noch die (statistisch gesehen) am häufigsten optimalen EM detektiert und zur Entmischung verwendet. Dies führt bei der Entmischung zu einem Fehlerterm größer Null (Glg. 3.11). Da letzterer aber das Optimierungskriterium der Entmischung darstellt, werden oftmals weitere EM in das Mischungsmodell einbezogen, was zur Reduzierung des Fehlerterms, nicht aber zu 'richtigeren' Abundanzen führt.

Durch MESMA wird dieses Problem vermieden, da die Anzahl der EM pro Pixel limitiert ist, also keine fehlerhafte 'Überoptimierung' des Fehlerterms erfolgen kann. Doch auch hier tritt eine Reduzierung des Modellierungs-RMS-Fehlers allein durch die Verwendung einer höheren EM-Anzahl pro Pixel auf, wie u. a. in Okin u. a. (2001) beschrieben. Für die Themenstellung dieser Arbeit wurde nach ersten Tests in Übereinstimmung mit Asner und Lobell (2000); Roberts u. a. (1993); Okin u. a. (2001) die Verwendung von drei EM-Klassen pro Pixel als optimal befunden, da hierdurch die für den Nutzer wichtigen Klassen abgedeckt sind, und auch die spektrale Variabilität semi-arider Szenen weitestgehend modelliert werden kann.

Außerdem ist zu beachten, dass bei Verwendung von Bild-EM diese mit hoher Wahrscheinlichkeit keine komplett reinen Materialspektren sind, sondern bereits Mischungen mehrerer Vegetationsarten respektive Boden- und Gesteinsmischungen darstellen. Die Hinzunahme von zwei oder mehr EM pro Klasse (z. B. Mischung aus 2 verschiedenen PV-EM, 2 NPV-EM und 2 Boden-EM) erscheint wenig sinnvoll, da sowohl die Problematik der Konditionierung verschärft wird, als auch der Rechenaufwand deutlich ansteigt (die Rechenzeit steigt annähernd quadratisch bei der Verdopplung von 3-EM auf 6-EM-Modelle). In der  $\mu$ MESMA-Methodik ist dennoch der Einsatz einer vierten EM-Klasse implementiert, sofern dies für andere Themenstellungen erforderlich ist.

### 3.4.2. Übersicht über bestehende MESMA-Ansätze sowie artverwandte Verfahren

Die Grundidee einer iterativen Entmischung wird in Van Der Meer (1999) (dort als *ISU* bezeichnet), sowie in Solberg (2000) dargestellt. Bei beiden Ansätzen handelt es sich nicht um MESMA-Methoden, da nur ein EM-Modell für die komplette Szene verwendet wird, welches automatisiert um weitere EM iterativ erweitert wird.

Vollautomatisch und an den jeweiligen Datenraum angepasst sind die Entmischungsansätze nach Neville u. a. (2003) (*IEA*) und Gruninger u. a. (2001) (*SMACC*), welche in dieser Arbeit in abgewandelter Form zur Ermittlung der EM verwendet werden. Beide Verfahren stützen sich auf Merkmalen des Datenraums, basierend auf Ansätzen der 'konvexen Hülle' der Datenverteilung im Merkmalsraum. Das Problem bei beiden vollautomatischen Methoden besteht darin, dass keine Identifizierung der EM erfolgt. Ein einziger ungeeigneter EM, welcher selbst eine Mischung oder ein Störpixel darstellt, kann daher ein falsches Entmischungsergebnis verursachen. Siehe hierzu die Diskussion in Kap. 6.2.1 sowie die Diskussion dieser Methoden in Annex C.

Das eigentliche MESMA-Konzept wird zuerst bei Roberts u. a. (1998) beschrieben. Hierbei wird das EM-Modell für jedes Pixel unabhängig bestimmt, indem alle möglichen EM-Kombinationen berechnet werden ('brute-force'-Ansatz), und letztendlich das Modell mit dem geringsten Modellierungs-RMS-Fehler nach Glg. 3.13 ausgewählt wird. Als erste Erweiterung hin zu einer rudimentären Residualanalyse werden weiterhin Mischungsmodelle mit einer Abweichung im Residuum in derselben Richtung in mehr als sieben aufeinander folgenden Bändern ausgeschlossen.

Die Grundzüge dieses Verfahrens werden ebenso bei dem Ansatz nach Asner und Lobell (2000) eingesetzt, wobei als Neuerung eine Zufallsauswahl an EM-Modellen benutzt wird ('Automated Monte Carlo Unmixing' AutoMCU), oder alternativ nur der Wellenlängenbereich des SWIR2 unter Verwendung einer additiven Normierung (*AutoSWIR*) oder unter Hinzunahme von normierten Bändern im VNIR (RE-SWIR2) entmischt wird (Asner u. a. (2005)). Diese in einer Vielzahl von Studien erfolgreich eingesetzte Methodik kann nach den Autoren als 'biogeophysikalische Entmischung' (Asner und Lobell (2000)) angesehen werden, da die normierten Spektren im SWIR2

durch die Absorptionsbanden von Holozellulose und Ton dominiert werden. Durch die EM-Normierung ist ein gewisser Grad an Unabhängigkeit von der Szene gegeben, was den operationellen Einsatz ohne szenenspezifische Anpassung in Grenzen erlaubt (Lobell u. a. (2001)).

Eng mit der MESMA-Entmischung verwandt ist die Entmischung durch *EM-Bundles* nach Bateson u. a. (2000). Um die spektrale Variabilität einer EM-Klasse zu erfassen, wird eine Klasse durch verschiedene EM-Spektren repräsentiert ('EM-Bündel'). Wie bei MESMA erfolgt die Entmischung durch die Kombination verschiedener EM für jede Klasse. Im Unterschied zu MESMA werden anschließend die mittleren Abundanzen je Klasse und Pixel ausgegeben, sowie deren Variabilität durch Angabe der maximalen und minimalen Abundanzen.

Eine wissensbasierte MESMA-Methodik wurde von *Roessner und Segl* entwickelt (Roessner u. a. (2001)). Dieser für urbane Räume entwickelte Ansatz basiert auf einer Vorklassifikation, wobei für Mischpixel in einem nachfolgenden Schritt eine MESMA-Entmischung durchgeführt wird. Hierbei erfolgt die Auswahl von potentiellen EM-Modellen durch die Analyse der räumlichen Nachbarschaft, sodass nur EM verwendet werden, welche in reiner Form in benachbarten Bildbereichen auftreten. Bei dem in städtischen Räumen häufigen Auftreten reiner Pixel kann dieses Verfahren die Auswahl sinnvoller EM-Modelle wesentlich verbessern, auf stark heterogene semi-aride Naturlandschaften ist dieser Ansatz aber nicht direkt übertragbar.

Der Analyse-Aspekt von MESMA ist stark in der 'Variable Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis' (*VMESMA*) nach García-Haro u. a. (2005) verwirklicht; hierzu bietet VMESMA dem Benutzer eine Methodensammlung an, welche in einem iterativen Prozess den Nutzer zur schrittweisen Analyse des Mischungsmodells und letztendlich zur Entmischung der Szene führt. Zum Beispiel können durch eine schwellwertbasierte semi-automatische Segmentierung jedem Bildsegment sinnvolle EM-Modelle manuell zugewiesen und somit auch eine Reduzierung der Rechenzeit bei der nachfolgenden segmentweisen Entmischung erzielt werden. Die letztendliche Auswahl des Mischungsmodells erfolgt automatisch nach Modellierungs-RMS-Fehler sowie einem Konditionierungskriterium; die Möglichkeit zur zusätzlichen *manuellen* Residualanalyse ist gegeben. Auch hinsichtlich einer Normierung sind in VMESMA Ansätze verwirklicht; für einen tieferen Überblick sei auf Annex C verwiesen. Zusammenfassend stellt VMESMA eine Sammlung von Methoden zur Verfügung, welche dem trainierten Nutzer die schrittweise Optimierung der Entmischungsergebnisse ermöglicht.

Die in dieser Arbeit entwickelte *μMESMA*-Methodik beinhaltet als Neuerung eine automatisierte Residualanalyse, welche auf einer wissensbasierten Identifikation spektraler Merkmale basiert. Auch werden zusätzlich räumliche Nachbarschaften betrachtet, um sinnvolle Mischungsmodelle zu identifizieren, statt eine rein mathematische Optimierung des Mischungsmodells zu verwenden. Zur Reduzierung der Rechenzeit wird ein iterativer Ansatz zur Auswahl der EM-Modelle verwendet, welcher in dieser Form in keinem existierenden Entmischungsansatz vorkommt. Auch erfolgt als Neue-

Tabelle 3.1: Übersicht über ausgewählte Entmischungsverfahren

	MESMA- Ansatz	Vollauto- matisiert	Szenen-EM integriert	Rechen- zeit	Modellierungs- kriterien
ISU			J	?	RMSE, NB
IEA		J	J	?	RMSE, MD
SMACC		J	J	+	MD
Roberts u. a.	J			–	RMSE, <i>Resi</i> <sup>1</sup>
AutoSWIR	J	O		?	RMSE, <i>Resi</i> <sup>1</sup>
EM-Bundles	J		J(m)	?	RMSE
Roessner u. a.	J	O		?	RMSE, NB, WB
VMESMA	J		O(m)	~	RMSE, <i>Resi</i> (m), SB
<b><math>\mu</math>MESMA</b>	<b>J</b>	<b>J / O</b>	<b>O(m)</b>	<b>– / ~</b>	<b>RMSE, <i>Resi</i>, NB, WB</b>

J: vorhanden; O: optional; (m): manuelle Interaktion notwendig; MD: Merkmale des Datenraums (Konzeption der 'konvexen Kegel'); RMSE: RMS-Fehler des Mischungsmodells; *Resi*: Residualanalyse; *Resi*<sup>1</sup>: rudimentäre Residualanalyse; SB: segmentbasiert; WB: wissensbasiert; NB: Nachbarschaftskriterien.

Die Bewertung der Entmischungsergebnisse hinsichtlich ihrer Zuverlässigkeit, wofür neben dem Modellierungsfehler auch empirische Zusammenhänge Verwendung finden, und durch die Aufnahmegeometrie bedingte Unsicherheiten explizit angegeben werden. Bei bekannten Szenen-EM arbeitet  $\mu$ MESMA vollautomatisch; wird jedoch die Integration von szenen-spezifischen EM gewünscht, so erfordern die beiden integrierten Ansätze eine manuelle *Kontrolle* der gefundenen EM.

### 3.4.3. Erzielbare Genauigkeiten

Obschon eine Vielzahl an Publikationen zur MESMA-Entmischung und ähnlichen Verfahren existiert, wird in nur wenigen Studien auf die *absolute* Genauigkeit der Ergebnisse eingegangen. Dieser Missstand wird auch in Xiao und Moody (2005) kritisiert. Zumeist erfolgt nur ein relativer Vergleich zwischen verschiedenen Vorprozessierungen, Methoden oder Sensoren, oder es erfolgt letztendlich die Evaluierung von MESMA als 'harter' Klassifikator (z. B. Dennison und Roberts (2003a) und Roessner u. a. (2001)). Ein Vergleich zu im Feld gemessenen *Bedeckungsgraden* ist eher selten. Auch wird – wie für das iterative Entmischungsmodell von Van Der Meer (1999) oder die Zeitreihenanalyse von Hostert (2001) – nur die Verbesserung des RMS-Fehlers des Mischungsmodells angegeben, was aber nicht notwendigerweise einer Verbesserung des Abundanz-Fehlers entspricht. Daher werden hier beispielhaft die erzielten Genauigkeiten von Entmischungsstudien in semi-ariden Regionen vorgestellt.

Ein umfangreicher Vergleich verschiedener MESMA-Ansätze, Vorprozessierungen und Sensoren für zwei Testflächen in semi-aridem Gras- und Buschland ist in Asner und Heidebrecht (2002) zu finden. Eine herkömmliche Entmischung des kompletten

AVIRIS-Spektrums führte zu negativen Abundanzen für PV (Fehler von über 20% absolut) sowie die daraus folgende Überschätzung des Bodenanteils um 20% absolut. Die Fehler für NPV liegen mit  $\pm 5\%$  absolut im Erwartungsbereich. Die Verwendung der AutoSWIR-Methode hingegen führte zu Genauigkeiten von 3-6% absolut für PV, NPV und Boden.

Die Genauigkeiten bei der herkömmlichen Entmischung von LandsatTM- und MODIS-Daten liegen in der Studie bei über 20% Fehler absolut für PV und NPV, wobei der Bodenanteil mit einem Fehler um 10% absolut abgeschätzt werden konnte. Dies verwundert insofern nicht, als beide Sensoren nur jeweils ein Band im SWIR2 aufweisen, was zur sicheren Trennung von PV, NPV und Boden nicht genügt. Die Verwendung der AutoSWIR-Methode auf ASTER-Daten mit fünf SWIR2-Kanälen lieferte eine Verbesserung hinsichtlich der PV- und Bodenbedeckungsgrade (beide besser als 10% absolute Genauigkeit), aber NPV wurde für eine Testfläche um 50% unterschätzt.

Die Genauigkeiten weiterer Studien dieser Autoren (Asner und Lobell (2000); Asner u. a. (2003)) liegen für AutoSWIR und AVIRIS-Daten ebenso im Bereich von unter  $\pm 10\%$  absolut (Korrelationskoeffizienten zwischen Feldmessungen und Entmischungsergebnissen um 0,85 ( $R^2$ -Wert)), wobei der Unsicherheitsbereich der einzelnen Abundanzen zwischen  $\pm 5\%$  und  $\pm 10\%$  absolut angegeben wird. Für die einfachere Aufgabenstellung PV- und Boden-Bedeckungsgrade erzielten White u. a. (2002) Fehler in ähnlicher Größenordnung (im Mittel 15% absolut), welche durch eine verbesserte Schattenkomponente auf unter 10% absolut reduziert werden konnten.

Eine herkömmliche spektrale Entmischungsmethodik mit mehreren Boden- und Vegetations-EM nach McGwire u. a. (2000) lieferte  $R^2$ -Werte um 0,74 für die Korrelation zwischen Feld- und Bilddaten. Die erzielbaren Korrelationswerte unter Verwendung von Regressionsmodellen mit verschiedenen Vegetationsindices (schmal- und breitbandiger NDVI, SAVI, MSAVI) lagen im Bereich von 0,51 bis 0,64 ( $R^2$ -Werte). Zu dieser Studie ist anzumerken, dass nur der Anteil photosynthetisch aktiver Vegetation berücksichtigt wurde, und folglich die Anteile von NPV und Boden nicht untersucht wurden.

Ein aktueller Artikel über die Erfassung von Ernterückständen durch herkömmliche spektrale Entmischung ist in Bannari u. a. (2006) zu finden. Die verwendeten Klassen *unbedeckter Boden*, *Ackerfrucht* sowie *Ernterückstand* sind spektral ähnlich, da Ernterückstände wie auch NPV spektral durch Zellulose- und Ligninabsorptionsbanden gekennzeichnet sind. Für diese vergleichbare Aufgabenstellung wurden mittlere Korrelationskoeffizienten ( $R^2$ -Wert) für die Bedeckungsgrade der Ernterückstände und Anbaufrüchte (entspr. NPV & PV) knapp über 0,6 (RMSE = 0,12) erreicht, für Boden lagen die  $R^2$ -Werte um 0,46 mit RMS-Fehlern um 0,21. Hierbei ist anzumerken, dass kein MESMA-Ansatz verwendet wurde, und reine Bild-EM 'künstlich' durch Anhäufen von NPV sowie durch Freilegen von Boden an bekannten Stellen im Bild erzeugt wurden.

Für simulierte Testszenen mit verschiedenen Rauschanteilen und Bandbreiten konnte eine Studie von García-Haro u. a. (1999) RMS-Fehler in Abundanzen zwischen 2%

absolut bei perfekten EM und 5% absolut bei leicht unpassenden EM erzielen. Anzumerken ist, dass nur drei deutlich unterschiedliche Spektren Verwendung fanden, und folglich auch die Genauigkeit bei nicht idealen EM für reale Szenen und komplexe EM-Modelle als zu optimistisch anzusehen ist.

Diese durch unpassende EM-Auswahl verursachte Unsicherheit wird in Petrou und Foschi (1999); Theseira u. a. (2003) sowie Song (2005) näher untersucht, wobei dies nur für die konventionelle Entmischung von Multispektraldaten erfolgt. Je nach spektraler Variabilität der EM-Klassen kann bereits die Auswahl eines leicht unterschiedlichen EM-Sets den mittleren Entmischungsfehler um 3-8% Abundanz absolut erhöhen (Song (2005)). Auch Petrou und Foschi (1999) gehen auf Grund der EM-Variabilität von einer mittleren Unsicherheit der berechneten Bedeckungsgrade von  $\pm 10\%$  Abundanz absolut aus. Weit kritischer sind die Ergebnisse der häufig zitierten Studie von Theseira u. a. (2003). Je nach ausgewählten EM variieren die mittleren Fehler zwischen 24% Abundanz absolut (Spektren 'extremer' Pixel) und 28% Abundanz absolut (mittlere Pixelspektren). Wie diese Ergebnisse zeigen, ist die spektrale Entmischung ein wenig geeignetes Verfahren, um auf Basis von vierkanaligen ATSR2-Daten die Bedeckungsgrade in finnischen Wäldern zu ermitteln.

Als weitere potentielle Fehlerquelle wird der Einfluss der Sensor-PSF auf die Entmischungsergebnisse in Settle (2005) sowie in Townshend u. a. (2000) diskutiert. Beide Studien gehen hierbei von einem Anteil der durch PSF-Effekte verursachter Fehler von rund 10% absolut je nach Relation zwischen PSF und Objektgröße aus. BRDF-Effekte werden nach Lobell u. a. (2002) als relativ unkritisch für die MESMA-Entmischung angesehen, solange die hierdurch erhöhte spektrale Variabilität auch als eigene EM abgebildet wird. Der mittlere Fehler durch BRDF-Effekte wird nach Lobell u. a. (2002) für eine Nadelwaldszene mit 5,5% Abundanz absolut angegeben, wobei insbesondere für NPV einzelne Fehler um  $\pm 11\%$  absolut auftreten.

Eine Studie von Gong und Zhang (1999) untersuchte unter anderem die Entmischungsfehler durch Szenensimulation mit verschiedenen Rauschniveaus. Additives Rauschen zwischen 0,5 und 2,5% wurde auf gefilterte CASI-VNIR-Spektren aufgerechnet und daraus Mischspektren erzeugt. Durch diese Methodik ist leider kein direktes SNR-Maß und somit eine direkte Vergleichbarkeit für die verschiedenen Simulationen möglich. Die nachfolgende Entmischung mit denselben unverrauschten EM führte zu Abundanz-RMS-Fehlern im Bereich von 4 bis 20%, wobei einzelne Abundanzfehler um 50% auftreten. Die Fehler stiegen unabhängig vom verwendeten Ansatz linear mit dem Rauschanteil an. Kritisch ist zu dieser Studie anzumerken, dass durch die Mischung aus sechs zum Teil ähnlichen Spektren auch Fehler durch lineare Abhängigkeiten in das EM-Set mit einfließen.

Die Genauigkeit einer *Klassifikation* durch MESMA-Entmischung in Abhängigkeit von SNR und spektraler Ähnlichkeit der verwendeten Klassen wird in Okin u. a. (2001); Okin (2001) für einen vergleichbaren semi-ariden Naturraum näher untersucht. Auf Basis von Simulationen und einer AVIRIS-Szene kann für die Bestimmung der

Bedeckungsgrade von einer typischen Genauigkeit um  $\pm 10\%$  Abundanz absolut ausgegangen werden. Eine Klassifikation der Vegetation auf Artenniveau ist für die in dieser Studie verwendeten Daten unterhalb von 30% Vegetationsbedeckung mit einer hohen Unsicherheit verbunden (Wahrscheinlichkeit eine Fehlklassifikation von 20-50%).

Die Klassifikation des Bodentyps hingegen ist in über 80% der simulierten Fälle erfolgreich, wobei der Bodenanteil im Pixel immer über 50% beträgt. Auffällig an den Ergebnissen dieser Studie ist weiterhin die starke Abhängigkeit der Ergebnisse von der spektralen Trennbarkeit der einzelnen Vegetations- und Bodenspektren, und von der spektralen Variabilität der einzelnen Klassen; das Sensor-SNR hingegen wird als weniger kritisch angesehen.

### 3.5. Fazit

In diesem Kapitel wurden die Grundlagen zur quantitativen Bestimmung von Bodenbedeckungsgraden auf Subpixel-Niveau dargestellt, wobei ein einzelnes Pixel als Mischung mehrerer Materialien aufgefasst wird. Die Ursachen für spektrale Mischungen sind vielfältig, und nicht alle können durch lineare spektrale Entmischung exakt gelöst werden. Auch Senors-Effekte (u. a. Sensor-PSF, Rauschen) sowie die Materialeigenschaften (z. B. typische Reflexion, Anteil an Mehrfachstreuungsprozessen) können die Entmischungsergebnisse wesentlich beeinflussen, wobei insbesondere die spektrale Variabilität und spektrale Ähnlichkeit von EM-Klassen das Kernproblem darstellen.

Hierbei kann durch den MESMA-Ansatz eine größere Anzahl von Materialklassen und auch deren natürliche Variabilität in den Entmischungsprozess eingebracht werden. Auch nicht-lineare Mischungsprozesse sowie BRDF-Effekte können zu einem Teil durch MESMA implizit berücksichtigt werden, sofern diese Prozesse auch durch die entsprechenden EM repräsentiert sind.

Aktuelle Ansätze zur spektralen Entmischung umfassen automatisierte Entmischungsverfahren unter Ausnutzung von Eigenschaften des spektralen Merkmalsraums (überwiegend 'Convex Cone'-Konzepte), sowie manuelle Verfahren der MESMA-Entmischung. Viele der existierenden MESMA-Ansätze wurden für die Aufgabenstellung der Ermittlung von Bodenbedeckungsgraden in semi-ariden Regionen entwickelt und eingesetzt. Für diese Themenstellung liegen die mittleren Fehler und somit die erzielbaren Genauigkeiten in der Größenordnung um 10% Abundanz absolut, wobei auch deutlich größere Einzelfehler auftreten können.

Forschungsbedarf besteht hinsichtlich der

- Automatisierung von MESMA-Ansätzen.
- Verbesserung der Stabilität von Entmischungsansätzen gegenüber Störeinflüssen.
- Einbeziehung von spektraler Information.
- Einbeziehung von Information aus der räumlichen Nachbarschaft.

---

Kernpunkte des in dieser Arbeit vorgestellten Ansatzes, welche in den nachfolgenden Kapiteln aufgegriffen werden, betreffen weiterhin die folgenden Themenbereiche:

- Nutzung des Residualterms als Informationsquelle.
- Möglichkeiten zur Bewertung der Zuverlässigkeit von Entmischungsergebnissen.
- Reduzierung der Rechenzeit bei MESMA-Ansätzen.
- Automatisierte Ableitung der EM aus den Bilddaten.
- Numerische stabile Näherungslösung des überbestimmten spektralen Mischungssystems unter Beachtung der Konditionierung des Problems.

## 4. Konzeption einer automatisierten MESMA-Entmischung

### Ansatz dieser Arbeit

Hyperspektraldaten mit feiner spektraler Auflösung sowie hohem SNR ermöglichen die Detektion und Parametrisierung von Absorptionsbanden und Formparametern des erfassten Spektrums. Diese Spektralinformation ist oftmals direkt an bio- und geophysikalische Eigenschaften der erfassten Oberflächen gekoppelt, und lässt sich in Form von wissensbasierten Systemen auswerten. Herkömmliche spektrale Entmischungsansätze lassen diese Information außer Acht, da die Messwerte unabhängig von ihrer spektralen Lage Verwendung finden. Darüber hinaus ist selbst die Kopplung an eine physikalische Einheit (Reflektanzen, Strahldichten oder einheitslos transformiert als Hauptkomponenten) für das eigentliche Entmischungsverfahren nicht von Bedeutung.

Die Integration von spektraler Information in den Entmischungsprozess wurde bisher kaum betrachtet, obwohl sie ein großes Potential birgt. Der hier vorgestellte Ansatz erweitert nach Kenntnis des Autors erstmals automatisierte spektrale Entmischungsansätze um Methoden der spektralen Identifikation, um durch diese Verknüpfung das volle Potential spektroskopischer Datensätze zu nutzen.

Weitere Aspekte dieser Arbeit liegen in der Neuentwicklung eines MESMA-Entmischungskonzepts mit wissensbasiertem Ansatz zur Identifikation guter Mischmodelle, der Reduzierung des Rechenaufwands durch iterative EM-Auswahl sowie der Entwicklung eines pixelbasierten Gütemaßes zur Bestimmung der Zuverlässigkeit der Ergebnisse.

Dieses allgemeine Konzept wird weiterhin an die Thematik zur Ableitung von Bodenbedeckungsgraden in semi-ariden Räumen angepasst und optimiert.

Als Datenbasis dienen hierzu HyMap-Bilddaten, welche in den Jahren 2003, 2004 und 2005 zu insgesamt 4 unterschiedlichen phänologischen Zeitpunkten befliegen wurden. Zu den Überflügen im Frühsommer 2003 und im Frühjahr 2004 fanden begleitende Feldkampagnen statt, innerhalb derer spektroskopische Messungen sowie botanische Aufnahmen im Feld durchgeführt wurden. Für Untersuchungen hinsichtlich der Übertragbarkeit werden am Rande weitere Feldaufnahmen der Region um Calañas, Provinz Huelva, Südwestspanien, sowie HYPERION-Daten für das Cabo de Gata-Gebiet eingesetzt.

## 4.1. Schrittweise Entwicklung der Methodik

### EM-Ableitung und Prozessierung

Die Bodenbedeckung in semi-ariden Naturräumen lässt sich sowohl im Feld als auch auf Basis von Fernerkundungsdaten in Bedeckungsgrade von photosynthetisch aktiver Vegetation, Trockenvegetation und Boden aufteilen. Der Anteil an unbedecktem Boden erlaubt Rückschlüsse auf die Gefährdung durch Bodenerosion, das Verhältnis von photosynthetisch aktiver (PV) zu Trockenvegetation (NPV) kennzeichnet den Zustand, bedingt durch Zusammensetzung der Arten, Wasserversorgung sowie weitere Stressfaktoren am Standort. In Übereinstimmung mit einer Vielzahl von Studien zur spektralen Entmischung in semi-ariden Räumen (unter anderem Asner und Lobell (2000); Roberts u. a. (1993); Okin u. a. (2001)) werden somit auch in der vorliegenden Arbeit diese drei thematischen Klassen verwendet.

Zur Detektion spektral extremer Pixel wird die *Sequential Maximum Angle Convex Cone*-Methodik (SMACC) nach Gruninger u. a. (2004) verwendet (s. Annex C). Um dieses Verfahren automatisch einsetzen zu können, ist zuerst eine Maskierung aller Störpixel sowie ggf. unerwünschter Klassen erforderlich. Weiterhin werden alle von SMACC vorgeschlagenen Spektren klassifiziert. Auch wenn diese beiden Schritte sowie SMACC selbst in  $\mu$ MESMA automatisiert wurden, ist eine manuelle Endkontrolle der EM-Kandidaten notwendig, da oftmals 'atypische' EM-Ausprägungen einer Klasse detektiert werden oder keine EM mancher Klassen gefunden wurden.

Als zweite weitgehend automatische Quelle für EM werden nach einer ersten Entmischungssiteration alle Pixel mit hohen Modellierungsfehlern auf ihre Eignung als EM getestet, nach PV, NPV und Boden klassifiziert und dem Nutzer als zusätzliche EM angeboten. Unter diesen neuen EM-Kandidaten finden sich in der Praxis wie bei SMACC oftmals unerwünschte Ausprägungen, sodass eine manuelle Kontrolle sinnvoll ist.

Die letztendliche Auswahl der geeigneten EM erfolgt automatisiert auf Basis mehrerer Kriterien. Zuerst wird die spektrale *Ähnlichkeit* der Spektren ermittelt anhand der von Du u. a. (2004) vorgeschlagenen Verknüpfung eines probabilistischen Informationsmaßes mit einem geometrischen Vektormaß, in Form einer Kombination aus *Spectral Information Divergence* (SID) und *Spectral Angle Mapper* (SAM).

Diese Information wird anschließend verknüpft mit den von Dennison und Roberts (2003b) zur Auswahl von MESMA-EM vorgeschlagenen Maßen, welche auf Entmischungstests basieren. Bei diesen Maßen handelt es sich um den *Class Average RMSE* (CAR) sowie den durch den Verfasser abgewandelten *Endmember Average RMSE* (im Original EAR, abgewandelt  $\mu$ EAR). Das neue kombinierte Maß aus spektraler Ähnlichkeit und Eignung zur MESMA-Entmischung liefert letztendlich die am besten geeigneten MESMA-EM einer EM-Bibliothek.

### Spektrale Identifikation und Parametrisierung

Zur Klassifikation von Spektren sowie zur Identifikation von bio- und geochemischen Inhaltsstoffen wie Chlorophyll in Vegetation oder Ton in Böden findet ein merkmalsbasierter Ansatz Verwendung.

In einem ersten Schritt werden Hoch-, Tief- und Wendepunkte im Spektrum berechnet, und selbige zur wissensbasierten Klassifikation des Spektrums benutzt. Ähnlich wie bei der *Tetracorder*-Methodik (Clark u. a. (2003)) kommt hierfür ein mehrstufiges Verfahren zum Einsatz, welches die Einteilung nach diagnostischen und optionalen Merkmalen vornimmt. Da sich bei der hier vorgestellten Methodik die Thematik auf Vegetation statt Minerale beschränkt, kommen im Einzelnen andere Verfahren sowie einfachere Entscheidungsmuster als bei *Tetracorder* zum Einsatz.

Diese merkmalsbasierte Herangehensweise hat die Vorteile der Unabhängigkeit von Beleuchtungseffekten und von der Gesamthelligkeit des Materials, sowie der Anwendbarkeit auf Reflexions- wie auch auf Residualspektren der Entmischung. Ein weiterer Vorteil liegt darin, dass das Auftreten von nur wenige Nanometer schmalen Absorptionsbanden in ansonsten identischen Spektren sicher detektiert werden kann, was mit spektralen Ähnlichkeitsmaßen wie SAM, Jeffries-Matusita-Distanzen oder Korrelationsmaßen nicht immer gegeben ist.

Die *Identifikation* und somit Klassifikation der Spektren erfolgt anhand der gefundenen spektralen Merkmale und dem Abtesten mehrerer Kriterien. Hierbei wird unterschieden nach für eine Klasse notwendigen Merkmalen, optionalen Merkmalen sowie Ausschlusskriterien. Die Einordnung nach harten Positiv- und Negativkriterien für diagnostische Merkmale verhindert die Einordnung in falsche Klassen, während sich die Rückweisungsschranke für Mischspektren über optionale Kriterien steuern lässt. Dieses Verfahren kann somit einerseits mit der hohen spektralen Variabilität der Vegetationsklassen umgehen, und erlaubt andererseits auch die korrekte Einordnung von Bodenausprägungen ohne diagnostische spektrale Merkmale.

Die nachfolgende *Parametrisierung* der spektralen Merkmale wird zur relativen Einordnung der EM nach bestimmten Merkmalen eingesetzt, und dient weiterhin auch zur Bewertung des Residualterms der Entmischung.

Großer Wert wird hierbei auf die Anwendbarkeit der Parametrisierung auch bei Mischspektren gelegt, also auf eine möglichst geringe Beeinflussung des Merkmals durch andere Klassen. Sofern möglich, wird eine Absorptionsbande im Spektrum über die Tiefe der Absorption in Relation zum Kontinuum parametrisiert, oder – wie zum Beispiel im Falle der 'RedEdge' – über schmalbandige Indices sowie die Fläche unter der ersten Ableitung innerhalb eines Wellenlängenintervalls. Hinsichtlich der konkreten Umsetzung sei anzumerken, dass sich die Tiefe einer Absorptionsbande ebenso als schmalbandiger Index formulieren lässt.

Die verwendeten Merkmale umfassen die Absorptionsmerkmale von Stickstoff, Lignin, Zellulose und photosynthetisch aktiven Pflanzeninhaltsstoffen (Chlorophyll, Carotinoide), von der Pflanzenstruktur dominierte Parameter (insb. Einfluss des LAI),

sowie Indices, welche auf generellen Pflanzenstress sensitiv sind. Für Böden stellte sich hinsichtlich der Aufgabenstellung einzig die Verwendung der Tonabsorption als geeignet heraus. Die resultierende Parametrisierung muss aber als *relativ* angesehen werden.

Für eine *absolute* Quantifizierung der den Merkmalen zu Grunde liegenden bio- und geophysikalischen Parameter werden hingegen Regressionsmodelle unter Berücksichtigung weiterer Eingangsgrößen benötigt. Die beschriebene Charakterisierung wird als ein weiteres Datenprodukt im Zuge der  $\mu$ MESMA erzeugt, und steht dem Anwender für anschließende Modellierungen zur Verfügung.

### MESMA-Entmischung

Ein Schwachpunkt aller MESMA-Ansätze ist die immense Rechenzeit, da eine große Anzahl (in der Größenordnung von mehreren tausenden bis zehntausenden) von Mischungsmodellen für jeden Pixel berechnet werden muß. Die Rechenzeit für große heterogene Szenen kann hierdurch mehrere Tage betragen.

Ein erster Ansatzpunkt zur Verringerung der Rechenzeit besteht in der iterativen Auswahl von EM-Modellen pro Pixel; hierfür wird in dieser Arbeit der neue Ansatz einer wissensbasierten Residualanalyse vorgestellt (Kap. 5.4.5). Nach einer initialen Entmischung erfolgt die Analyse des Residuums, also des mit dem aktuellen EM-Modell nicht erklärbaren Teils des Mischungsmodells. Dies erfolgt über die im vorherigen Absatz skizzierte und in Kapitel 5.4.4 dargestellte Methodik, wobei Störeinflüsse im Residuum die Analyse erschweren (u. a. Settle (2005)). Falls das Residuum eine charakteristische interpretierbare Information enthält (z. B. eine Überschätzung des Tonanteils im aktuellen Mischungsmodell), wird ein besser geeigneter EM ausgewählt (im Beispiel ein neuer Boden-EM mit geringerem Tongehalt) und das Pixel erneut entmischt. Hierdurch werden nur aussichtsreiche EM-Modelle zur Entmischung verwendet, und das Mischungsmodell individuell für jedes Pixel schrittweise verbessert. Die zu berechnenden EM-Kombinationen werden so reduziert, und die herkömmliche Berechnung aller EM-Kombinationen ('Brute-Force'-Ansatz) vermieden.

Weiterhin zielen die meisten MESMA-Ansätze nur auf die Minimierung des Gesamt-Modellierungsfehlers sowie auf die Vermeidung starker Abweichungen im Residuum hin. Bei dieser Vorgehensweise dominiert die Optimierung der Gesamt-Albedo des Mischungsmodells, aber thematisch wichtige Abweichungen im Bereich von Absorptionsbanden werden kaum berücksichtigt. Die Nutzung dieser thematischen Information des Residuums wird zwar in einigen Veröffentlichungen vorgeschlagen (so zuerst Gillespie u. a. (1990)), aber eine *automatische* Interpretation des Residuums und die nachfolgende Verwendung zur Verbesserung der Entmischungsergebnisse existiert nach Kenntnis des Verfassers bis dato nicht. Das Hauptaugenmerk der  $\mu$ MESMA-Methodik liegt in der Identifikation *sinnvoller* Mischungsmodelle durch die wissensbasierte Analyse des Residuums sowie des zu entmischenden Spektrums.

Für die Bewertung von Mischungsmodellen wird in dieser Arbeit ein auf mehreren Kriterien basierendes Maß eingeführt und in Kapitel 5.4.4 näher vorgestellt, in das neben der Residualanalyse auch der Gesamtmodellfehler einfließt. Anzumerken ist, dass zur Trennung einer physikalisch sinnvollen Lösung von einer mathematisch optimalen Lösung des Mischungsmodells gewisse Rahmenbedingungen eingehalten werden müssen, und somit letztendlich ein physikalisch interpretierbares Residuum vorliegt. Notwendige Schritte hierzu bestehen in der Vermeidung schlecht konditionierter EM-Modelle, der Auswahl geeigneter Lösungsalgorithmen, der Verwendung von Beleuchtungssimulationen für EM statt einer (statistischen) Schattenkomponente, sowie der weitgehende Verzicht auf Normalisierung der Eingangsspektren.

Ein weiterer neuer Ansatzpunkt zur Auswahl sinnvoller EM-Modelle liegt in der Betrachtung der räumlichen Nachbarschaft des zu entmischenden Pixels. Denn während Vegetationsarten von Pixel zu Pixel stark variieren können, sollte der Bodentyp nur selten im Maßstabsbereich von 5 bis 10 Metern variieren. Innerhalb einer weiteren Entmischungssiteration wird folglich getestet, ob sich das Mischungsmodell bei Verwendung des in einer Nachbarschaft dominanten Boden-EMs nicht signifikant verschlechtert. Wenn dies der Fall ist, wird dieses Mischungsmodell trotz geringfügig höherem Residualfehler ausgewählt, bei signifikanter Verschlechterung hingegen bleibt das vorherige Ergebnis erhalten.

### **Gütemaß für Entmischungsergebnisse**

Wie bei vielen Fernerkundungsmethoden fehlen auch zumeist bei Entmischungsansätzen Angaben zur pixelweisen 'Zuverlässigkeit' der Ergebnisse. Oftmals wird zwar der RMS-Fehler des Mischungsmodells mit angegeben, aber dieser mathematische Restfehler der Modellierung ist nur indirekt und nicht immer mit dem Abundanzfehler gekoppelt. Daher wird in dieser Arbeit ein neues Gütemaß für Entmischungsergebnisse eingeführt, welches maßgeblich auf vier Faktoren basiert (Kap. 5.5). Hierbei wird das oben vorgestellte *Maß zur Bewertung von Mischungsmodellen* mit empirischen Zusammenhängen in Form von *Regressionsmodellen* zwischen Spektraleigenschaften und Bedeckungsgraden kombiniert; auch wird die *Art der Abweichung* (Über- resp. Unterschätzung bestimmter Materialien) betrachtet.

Einen weiteren wichtigen Bestandteil stellt der *lokale Einfallswinkel* am Bildpunkt dar, welcher in der Praxis die Entmischungsgenauigkeit in reliefiertem Gelände stark limitiert, aber bislang keine Beachtung bei der Bewertung von Entmischungsergebnissen fand. Doch erst im Zusammenspiel dieser Faktoren kann sich ein konsistentes Bild zur pixelweisen Güte der Entmischungsergebnisse entwickeln.

### **Möglichkeiten zur Verifikation und Validierung**

Die Validierung von spektralen Entmischungsansätzen kann einerseits 'klassisch' gegen vor Ort erhobene Bedeckungsgrade erfolgen; hierzu wurden während Feldkampagnen am Cabo de Gata zusammen mit dem GFZ und der Universität Almería Mes-

sungen an Standorten mit verschiedener Ausprägung von Vegetationstyp, Ausgangsgestein sowie Degradation durchgeführt. Die Erfassung der Bedeckungsgrade erfolgte stichprobenartig entlang Transekten oder für Subplots, und wurde durch botanische Artenaufnahmen und Feldspektrometermessungen erweitert.

Um diese Felddaten noch hinsichtlich Genauigkeit und Stichprobenumfang zu erweitern, wurde zusätzlich eine automatisierte Simulationsumgebung erstellt, welche auf Basis der Feldspektren Szenen mit verschiedenen Bedeckungsgraden, Ausgangsgesteinen und Vegetationszusammensetzungen simuliert. Anhand dieser statistisch umfangreichen Datengrundlage mit perfekter Referenz werden die vorgestellten Module einzeln verifiziert, und die Auswirkung einer Parameteränderung im Rahmen von Sensitivitätsanalysen untersucht. Hierdurch kann erreicht werden, dass die statistisch gesehen besten Methoden und Parameter eingesetzt werden. Auch wird die gesamte  $\mu$ MESMA-Methodik mittels dieser simulierten Szenen verifiziert, und typische Genauigkeiten können hierdurch ermittelt werden. Anschließend erfolgt die Validierung auf Basis der Bild- und Felddaten für Cabo de Gata.

### Schritte zur Automatisierung

Die Konzeption der  $\mu$ MESMA-Methodik ist an den DIMS-AIROS-Prozessor zur automatischen Vorprozessierung von Hyperspektraldaten angelehnt, d. h. die standardisierten Schnittstellen zu Bilddaten und insbesondere den benötigten Zusatzdaten (Scanwinkel-File, DEM, QualityFlag-File) sind gegeben. Dadurch wird die Automatisierung von  $\mu$ MESMA als thematischer Prozessor ermöglicht.

Die eigentliche Entmischung ist als automatischer Prozess ohne manuelle Interaktion konzipiert, wobei verifizierte und statistisch optimale Parameter Verwendung finden. Hingegen ist die automatische Auswahl von Szenen-EM weitaus kritischer.  $\mu$ MESMA bietet zwei Ansätze, potentielle Szenen-EM zu detektieren und in den Entmischungsprozess aufzunehmen (Kap. 5.2). Beide Ansätze sind zwar vollautomatisch, aber eine *manuelle* Endkontrolle der gefundenen EM auf ihre Eignung hinsichtlich der Aufgabenstellung ist oftmals empfehlenswert. Durch die zusätzliche Option, ausschließlich eine bestehende umfangreiche EM-Bibliothek zu verwenden, ist ein komplett automatisierter Ansatz mit reduzierter Genauigkeit möglich.

### Datenprodukte

Die Hauptprodukte der vorgestellten Methodik sind quantitative Bedeckungsgrade für die Klassen PV, NPV und Boden. Diese Information stellt wie in Kap. 1.1 beschrieben einen essentiellen Eingangsparameter für die Modellierung von Bodenerosion und Landdegradation dar, und ist wesentlicher Bestandteil einer gesamt-ökologischen Bestandsaufnahme eines Standorts. Hervorzuheben ist, dass diese Information auf *Subpixel-Niveau* vorliegt. Dies erlaubt die Ableitung von relevanter Information auch in Naturräumen, welche durch eine starke Heterogenität im Skalenbereich unterhalb der Bodenauflösung des Sensors gekennzeichnet sind.

Die zusätzliche Information, welcher EM zur Modellierung eines Pixels verwendet wurde, liefert – einen signifikanten Bedeckungsgrad vorausgesetzt – eine spektrale Klassifikation der Vegetationsarten und Bodentypen. Hervorzuheben ist, dass diese Klassifikation Mischpixel in die der Mischung zu Grunde liegenden Klassen aufteilt, also als unscharfer Subpixel-Klassifikator dient ('Pixel ist Mischung aus 20% Vegetation C und 70% Boden A'). Dieses Ergebnis kann auf Wunsch einfach in eine harte Klassifikation überführt werden. Generell erlaubt der MESMA-Ansatz die Verwendung einer hohen Anzahl an zu testenden Spektren und somit eine hohe Anzahl an potentiellen Klassen, da nur wenige Klassen zugleich entmischt werden, und die Gesamt-Anzahl der EM nur durch die Rechenzeit limitiert ist.

Durch die spektrale Identifikation und Parametrisierung von Absorptionsbanden lassen sich wie beschrieben aus der  $\mu$ MESMA-Methodik direkt weitere Datenprodukte erzeugen. Die auch in Anhang A aufgeführten Produkte können als Grundlage zur Bestimmung von Eisen- und Tongehalten in Böden, oder zur Charakterisierung des Vegetationszustandes (LAI, Anzeichen für Pflanzenstress, Gehalt an photosynthetisch aktiven Pflanzeninhaltsstoffen) dienen.

## 4.2. Ablaufplan der $\mu$ MESMA-Methodik

### Methodik der Entmischung

Die automatisierte Abfolge der einzelnen Schritte der  $\mu$ MESMA-Methodik ist in Abb. 4.1 vereinfacht dargestellt. Nach der automatisierten Atmosphären- und Geokorrektur stehen die eigentlichen Bilddaten sowie Zusatzprodukte (z. B. Qualitätsmaße der Daten und Scanwinkel) in standardisierter Form zur Verfügung. Als erster Schritt erfolgt die Detektion und Parametrisierung von szenenspezifischen EM, wie nachfolgend erklärt.

Nach Auswahl eines initialen EM-Modells aus je einem PV-, NPV- und Boden-EM erfolgt die lineare spektrale Entmischung ohne Beachtung von Rahmenbedingungen. Anschließend erfolgt die wissensbasierte Analyse des Residualspektrums, welche auf Detektion und Parametrisierung spektraler Merkmale basiert. Nachfolgend wird in einem iterativen Prozess unter Ausnutzung dieser Information ein potentiell besseres EM-Modell vorgeschlagen und das Pixel erneut entmischt. Sobald keine Verbesserung des Mischungsmodells mehr möglich ist, erfolgt bei hohem Restfehler eine Analyse, ob dieses Pixel einen potentiellen EM darstellt. Nachfolgend wird dieser Prozess für jedes Pixel im Bild ausgeführt.

Nach dieser ersten Iteration erfolgt der Aufbau eines finalen EM-Sets; hierzu werden alle EM ausgewählt, die beim ersten Durchgang mit hohen Abundanzwerten auftraten oder für eine große Anzahl von Pixel verwendet wurden. Auch werden die neuen EM-Kandidaten in das finale EM-Set integriert.

Die nachfolgende zweite Entmischungsiteration erfolgt unter Verwendung des genauesten Lösungsalgorithmus unter Einhaltung aller Rahmenbedingungen, sowie der

für die Szene am besten geeigneten EM. Auch kann in diesem Entmischungsdurchgang ein 'Brute-Force'-Ansatz verwendet werden. Hierdurch kann die Genauigkeit der Ergebnisse verbessert werden, die benötigte Rechenzeit steigt aber an.

In einer dritten Iteration erfolgen eine Analyse der räumlichen Nachbarschaft und eine Entmischung für bestimmte Bildpixel. Hiernach liegen die Karten der klassenweisen Bedeckungsgrade sowie die Klassifikationskarten der zur Entmischung verwendeten EM vor. Als letzter Schritt der  $\mu$ MESMA-Methodik erfolgt die Ausgabe der während der Entmischung verwendeten bio- / geophysikalischen Charakterisierung sowie die Berechnung des Gütemaßes.

### Methodik zur EM-Ableitung

Auch die Ableitung von Szenen-EM ist in  $\mu$ MESMA in automatisierter Form implementiert (Abb. 4.2). Vor der spektralen Entmischung erfolgt die Maskierung von Störpixeln sowie die optionale Anwendung von Klassenmasken (im simpelsten Fall 'Vegetation' - 'keine Vegetation'). Für das maskierte Bild respektive für jede Klasse werden anschließend mit SMACC spektral extreme Pixel detektiert und anschließend nach spektralen Merkmalen nach PV, NPV und Boden klassifiziert. Nach diesem Schritt ist eine manuelle Überprüfung der gefundenen EM empfehlenswert, da ein korrektes EM-Set essentiell ist. Für den Fall, dass manche Klassen unterrepräsentiert sind, oder EM aus anderen Quellen integriert werden sollen, können zusätzliche EM-Sets einbezogen werden. Nachfolgend werden die am besten geeigneten EM durch Maße wie EAR,  $\mu$ EAR und CAR ausgewählt, sowie alle schlecht konditionierten und linear abhängigen EM-Kombinationen bestimmt. Die spektralen Charakteristika der ausgewählten EM werden nachfolgend parametrisiert, und die erste Entmischungsiteration durchgeführt. Die hierbei gefundenen potentiellen EM-Kandidaten durchlaufen entsprechend dieselben Schritte (Klassifikation, manuelle Überprüfung, Auswahl nach EM-Maßen, Parametrisierung), und ein finales EM-Set für die 2. und 3. Entmischungsiteration wird zusammengestellt.

### Verifikationsmethodik

Für die Verifikation wurde eine ebenso automatisierte Simulationsumgebung erstellt, welche als Ablaufschema in Abb. 4.3 dargestellt ist. Die Ziele dieser Herangehensweise sind:

- [a] Schaffung einer akkuraten Datengrundlage mit genau bekannten Parametern (Bedeckungsgrade, EM) für die Verifikation.
- [b] Test der Methodik unter verschiedenen Bedingungen und unterschiedlicher Komplexität.
- [c] Ermittlung typischer statistischer Genauigkeiten anhand einer großen Datenbasis.
- [d] Ermittlung der optimalen Methoden.
- [e] Optimierung der Parameter für Prozesse und Teilprozesse.

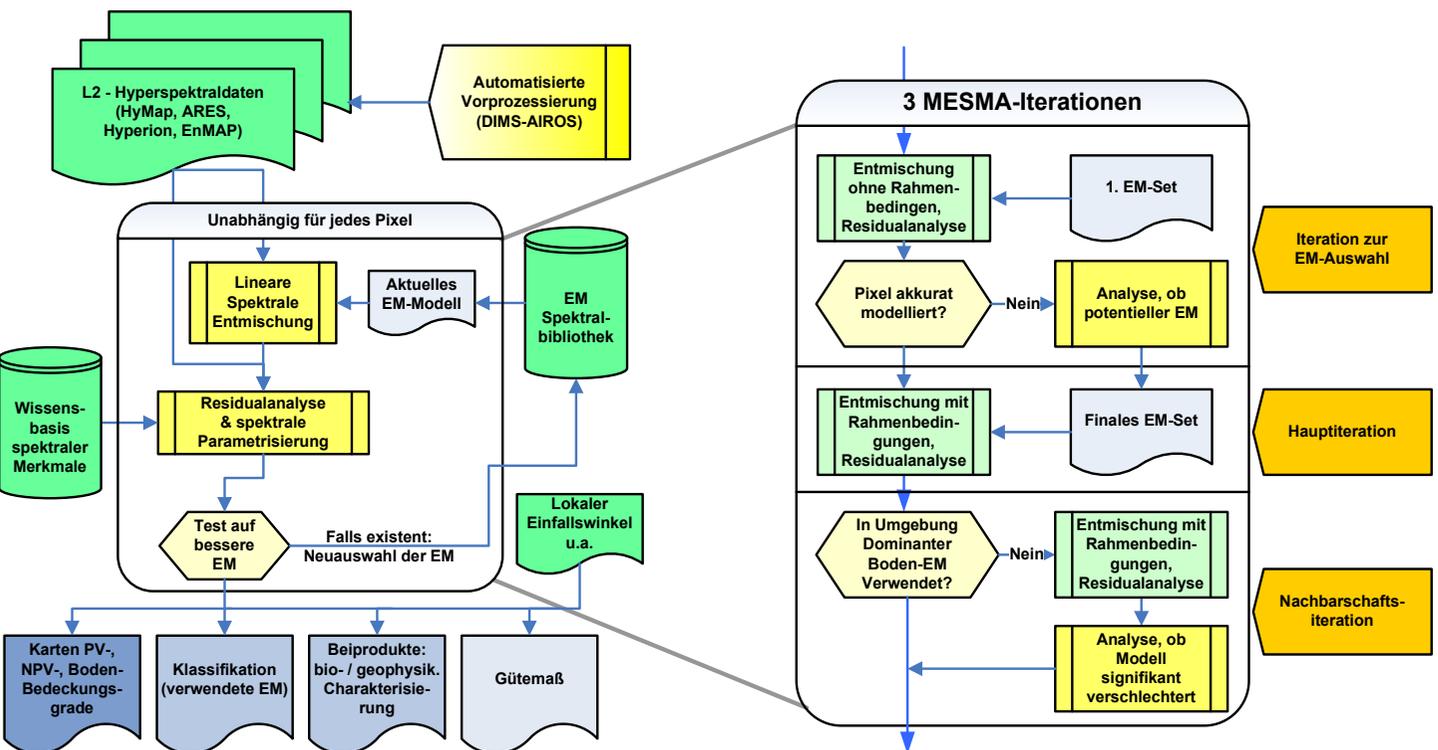


Abbildung 4.1: Vereinfachtes Ablaufdiagramm – Übersicht über die  $\mu$ MESMA-Methodik.

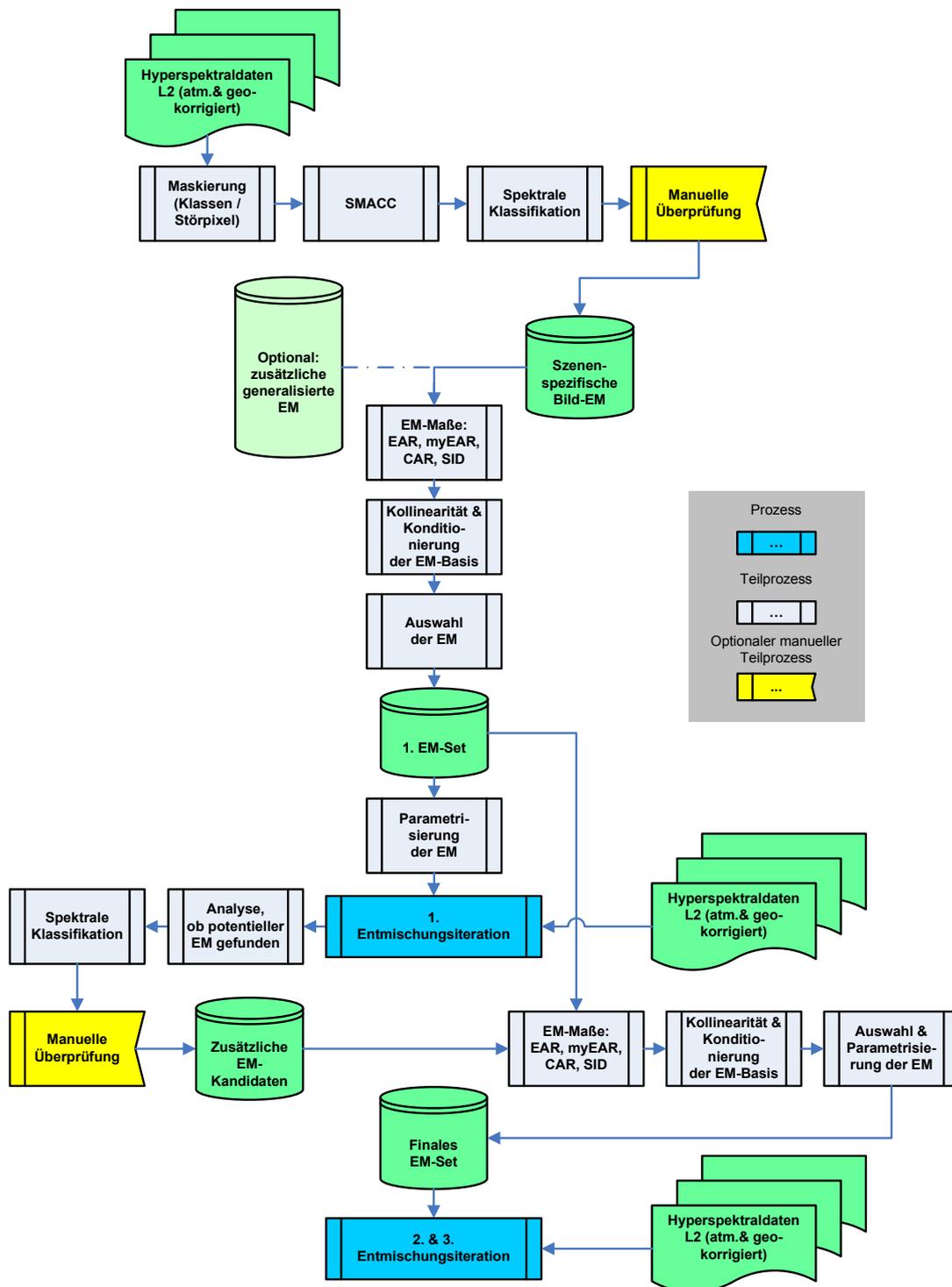


Abbildung 4.2: Ablaufdiagramm – EM-Ableitung und Prozessierung in  $\mu$ MESMA.

Insbesondere Punkt [a] ist hervorzuheben, da durch diese Methodik eine perfekte Referenz mit exakten Ausgangsparametern geschaffen werden kann, wie sie bei Feldmessungen nicht gegeben ist. Die Anteile der einzelnen Klassen im Spektrum sind genau bekannt, die zur Simulation eingesetzten Feldspektren repräsentieren nur ein Material, stellen also selbst keine Mischungen dar.

Zur Erhöhung des Realismus können bei [b] sowohl Sensoreigenschaften (Anzahl und Breite der Kanäle, SNR) getestet werden als auch Spektren verschiedener Pflanzenarten mit unterschiedlicher Phänologie und Bodentypen eingesetzt werden. Punkt [c] liefert eine Einschätzung der typischen Genauigkeit der Methodik, da eine hohe Anzahl von simulierten Mischungsmodellen (zumeist  $\sim 500.000$  Modelle) automatisch getestet und evaluiert werden kann. Die Punkte [d] und [e] dienen zur Ermittlung der statistisch besten Prozessierungsschritte und Parameter.

Wie in Abb. 4.3 auf der linken Seite dargestellt, werden durch lineare Mischung synthetische Mischspektren mit bekannten EM sowie Abundanzen erzeugt; Datenbasis hierfür sind Feldspektren verschiedener semi-arider Gebiete und phänologischer Zeitpunkte. Zusätzlich kann zur Simulation realistischer Bedingungen die Abschätzung einzelner Klassen oder des Mischspektrums variiert werden, und Sensorrauschen verschiedener Stärke hinzugefügt werden.

Entsprechend der Entmischung von Szenen können auch in der Simulation Vorprozessierungsschritte wie Filterung, Bandauswahl, Normierung oder die Berechnung von Derivaten erfolgen. Die Entmischung erfolgt durch Bildspektren, welche ebenso wie im realen Anwendungsfall verschiedene Vorprozessierungsschritte durchlaufen können. Anschließend werden die simulierten Mischungsmodelle entmischt, wobei verschiedene Lösungsalgorithmen und Modellauswahlkriterien verwendet werden können. Ebenso können eine iterative EM-Auswahl sowie die Integration von zusätzlichen EM für eine zweite Entmischungssiteration an dieser Stelle erfolgen. Falls die Berücksichtigung räumlicher Nachbarschaften im Zuge der Simulation durchgeführt werden soll, erfolgt die Erzeugung eines simulierten Bildes, im anderen Falle werden nur einzelne Spektren erzeugt und entmischt. Anschließend können die Methoden zur Errechnung des Qualitätsmaßes gewählt und unterschiedlich gewichtet werden.

Im letzten Schritt erfolgt automatisch die Analyse der sich ergebenden Entmischungsfehler unter statistischen Gesichtspunkten, und die Aufarbeitung und Zusammenfassung in Form eines Protokolls.

Somit können die im Zuge dieser Arbeit entwickelten Prozesse sowohl einzeln auf Eignung validiert werden, als auch die Parameter der Prozesse selbst getestet und optimiert werden.

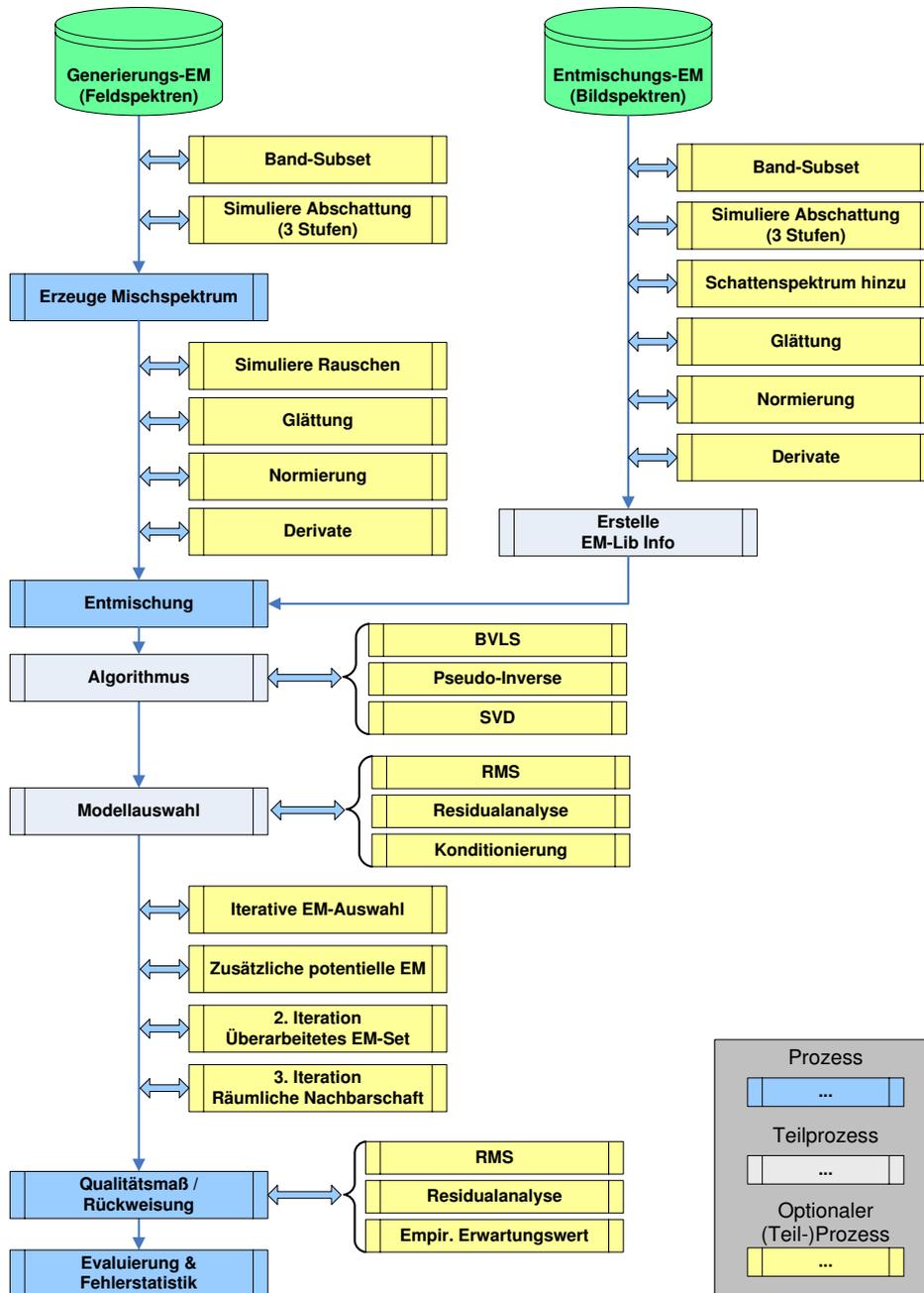


Abbildung 4.3: Ablaufdiagramm – Verifikation durch Simulation. Hierbei sind optionale (Teil-) Prozesse gelb, notwendige in Blautönen dargestellt.

# 5. Realisierung des MESMA-Konzepts

## 5.1. Einleitung

Dem Überblick über die Methodik folgend, wird nun die Umsetzung der einzelnen Prozessierungsschritte und Submethoden detailliert abgehandelt. Zuerst werden zwei automatische Methoden zur Ableitung von Szenen-EM vorgestellt, und anschließend eine Methodik zur Auswahl für MESMA-Entmischung geeigneter EM beschrieben; diese Methodik beinhaltet eine spektrale Klassifikation, welche nachfolgend dargestellt wird. Anschließend an diese Identifikation wird auf Methoden der Parametrisierung von Spektren näher eingegangen. Im Kapitel zur eigentlichen MESMA-Umsetzung werden praktische Aspekte des Lösungsalgorithmus, der Konditionierung des Mischungsmodells, der iterativen EM-Auswahl und der Residualanalyse beschrieben. Ebenso wird ein Ansatz zur Berücksichtigung räumlicher Nachbarschaften vorgestellt, und die einzelnen Bestandteile des Gütemaßes zur Bewertung der Ergebnisse beschrieben. Als letzter Punkt wird die Methodik einer spektralen Simulationskette zur Ergebnisverifikation und Sensitivitätsanalyse präsentiert.

## 5.2. Ableitung und Prozessierung der EM

Der erste Schritt einer jeden Entmischung besteht in der Ableitung und anschließenden Auswahl der EM; hierzu werden zwei Ansätze vorgestellt, wobei beim ersten die EM-Ableitung *vor* der Entmischung, beim zweiten *während* der Entmischung erfolgt. In dieser Arbeit werden wie bei den meisten MESMA-Ansätzen die detektierten EM in die Klassen PV, NPV und Boden eingeteilt, wobei Ausgangsgestein zur Klasse Boden gezählt wird; andere Oberflächen sind für die Fragestellung nicht von Interesse.

### 5.2.1. Automatische und semi-automatische Ableitung von EM

Wie in Kapitel 3.3.1 kurz diskutiert, stellen spektral 'extreme' Spektren in den meisten Fällen EM dar. Diese können im Datenraum durch Verfahren wie die hier verwendete *Sequential Maximum Angle Convex Cone* (SMACC) - Methodik nach Gruninger u. a. (2004) automatisch erfasst werden. Eine nähere Diskussion sowie Referenzen für weitere Verfahren sind in Annex C dargestellt.

Als vorbereitender Schritt erfolgt zuerst die automatische Ausmaskierung aller gesättigter sowie fehlerhafter Pixel; hierzu werden Kriterien von Reflexionswerten in mindestens einem Kanal von über 90% resp. Band-zu-Band-Schwankungen von über

2% Reflexion absolut außerhalb der Wasserabsorptionsbanden verwendet. Als thematische Maske werden noch alle Wasserflächen anhand der geringen Reflexion im SWIR ausmaskiert. Weitere thematische Masken wie z. B. 'nur Vegetation' durch Schwellwertsetzung in Vegetationsindices lassen sich an dieser Stelle problemlos und automatisiert einbringen.

Auf die verbleibenden Pixel wird nun die SMACC-Methodik nach Gruninger u. a. (2004) angewandt. Durch die Verfügbarkeit in der Routine in IDL/ENVI (ITT Industries Inc. (2006)) lässt sich SMACC automatisiert in  $\mu$ MESMA ausführen. Die ausführlichere Darstellung der SMACC-Methodik erfolgt im Annex C. Als Parameter für SMACC werden in dieser Arbeit maximal 40 EM pro Szene gesucht, wobei auf Grund der Illuminationskorrektur der Szenen das Summenkriterium (Sum-To-One) verwendet wird; als Kriterium für redundante Spektren werden SAM-Werte unter 0,05 ausgewählt. Die durch SMACC gefundenen extremen Spektren werden anschließend wie in Kapitel 5.3.1 beschrieben klassifiziert. Eine Diskussion der Ergebnisse und eine Bewertung der Automatisierbarkeit dieses Ansatzes erfolgt in Kapitel 6.2.1.

Als weiteres Verfahren zur EM-Suche kommt eine Auswertung der Modellierungsfehler nach der ersten Entmischungssiteration zum Einsatz. Das Konzept der manuellen Auswahl schlecht modellierter Bildspektren als potentielle EM wird in vielen Publikationen vorgeschlagen (manuell in García-Haro u. a. (2005), automatisiert in Neville u. a. (2003), näher diskutiert in Annex C).

In dieser Studie wird ein abgewandelter automatischer Ansatz vorgestellt, welcher im Gegensatz zu Neville u. a. (2003) bereits ein Startset an EM der gewünschten Klassen benötigt. Dieses wird entweder durch die oben beschriebene SMACC-Methodik erzeugt, oder aber eine EM-Bibliothek wird verwendet. Nach der ersten Iteration, welche zweckmäßig mit iterativer EM-Auswahl, Residualanalyse sowie Pseudo-Inverse als Lösungsalgorithmus erfolgen sollte, werden alle Pixel mit hohen Fehlermaßwerten über einem Schwellwert ausgewählt. Im zweiten Schritt werden diese Spektren nach annähernd reinen Merkmalen von PV, NPV und Böden klassifiziert (Kap. 5.3.1). Nachfolgend wird getestet, ob diese EM-Kandidaten einem zur Entmischung verwendeten EM oder einem weiteren EM-Kandidaten ähneln; doppelte Spektren werden hierdurch verworfen. Die verbleibenden Spektren stellen mögliche EM dar, welche nicht im initialen EM-Set vorhanden sind. Da aber die Validierungsergebnisse in Kap. 6.2.1 zeigen, dass nicht nur reine und geeignete Spektren vorgeschlagen werden, ist zur endgültigen Auswahl eine Kontrolle durch den Nutzer empfehlenswert.

### 5.2.2. Selektionskriterien für MESMA-EM

Die im vorherigen Kapitel beschriebenen Methoden liefern potentielle Bild-EM, doch deren Eignung für eine MESMA-Entmischung ist nachfolgend sicherzustellen. Dies trifft insbesondere dann zu, wenn wie in dieser Arbeit Bild-EM aus mehreren Flugstreifen für ein Testgebiet verwendet werden. Die Auswahl passender EM für die Entmischung erfolgt daher in einem ersten Schritt durch Ermittlung der spektralen Ähn-

lichkeit zweier EM. Hierzu findet die von Du u. a. (2004) vorgeschlagene Verknüpfung eines probabilistischen Informationsmaßes mit einem geometrischen Vektormaß (i. e., des Spectral Angle Mappers SAM) Verwendung. Die Berechnung erfolgt zuerst über die Vektoren der Wahrscheinlichkeitsdichte (Probabilistic Density, PD) für jedes Band  $i$  der insgesamt  $n$  Kanäle, somit  $PD_a = (PD_{a,1}, PD_{a,2}, \dots, PD_{a,n})^T$  mit

$$PD_{a,i} = \frac{\rho_{a,i}}{\sum_{j=1}^n \rho_{a,j}} \quad (5.1)$$

Als Zwischenprodukt wird die Kullback-Leibler-Divergenz (KLD) berechnet. Diese ist ein Informationsmaß, welches die relative Entropie und somit die spektrale Ähnlichkeit zwischen dem Spektrum  $\rho_a$  und dem Spektrum  $\rho_b$  darstellt:

$$KLD_{a,b} = \sum_{j=1}^n PD_{a,j} \log \frac{PD_{a,j}}{PD_{b,j}} \quad (5.2)$$

wobei  $KLD_{a,b} \neq KLD_{b,a}$ .

Die Spectral Information Divergence (SID) entspricht nun der symmetrischen Kullback-Leibler-Divergenz und somit

$$SID_{a,b} = SID_{b,a} = KLD_{a,b} + KLD_{b,a} \quad (5.3)$$

Die Verknüpfung von SID und SAM zu den von Du et al. vorgeschlagenen Maßen erfolgt über

$$DU_{sin} = SID_{a,b} * \sin(SAM_{a,b}) \quad (5.4)$$

und

$$DU_{tan} = SID_{a,b} * \tan(SAM_{a,b}) \quad (5.5)$$

wobei

$$SAM_{a,b} = \cos^{-1} \frac{\sum_{j=1}^n \rho_{a,j} \rho_{b,j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n \rho_{a,j}} \sqrt{\sum_{j=1}^n \rho_{b,j}}} \quad (5.6)$$

Auf Grund des  $DU_{sin}$ -Kriteriums werden nun alle Spektren ermittelt, die eine eigenständige Ausprägung innerhalb der eigenen Klasse darstellen, also Spektren der verschiedenen Pflanzenarten und Bodentypen sind. Weiterhin werden alle Spektren verworfen, welche einem weiteren Spektrum derselben Klasse stark ähneln, also geringe  $DU_{sin}$ -Werte aufweisen.

Neben der weit verbreiteten manuellen Auswahl durch Szenen-Kenntnis (u. a. García-Haro u. a. (2005), Roberts u. a. (1998)) existieren automatische Ansätze zur Bestimmung geeigneter EM für MESMA-Entmischung. In zwei Veröffentlichungen von Dennison und Roberts (2003a,b) werden als Auswahlkriterium für MESMA-EM die Maße EAR (Endmember Average RMSE) und CAR (Class Average RMSE) vorgeschlagen. Dieser Ansatz basiert auf der Annahme, dass sich ein geeigneter EM als Linearkombination eines anderen EMs derselben Klasse und eines Schatten-Spektrums

mit geringem RMS-Fehler darstellen lässt. Ein für eine Klasse repräsentativer EM sollte daher diese Klasse mit einem geringen mittleren Fehler modellieren können, wohingegen ein atypischer EM einen höheren Modellierungsfehler verursacht (EAR-Kriterium).

Das CAR-Kriterium liefert Anhaltspunkte, ob ein EM die Trennung zwischen zwei EM-Klassen reduziert. Dies wird über den mittleren RMS-Fehler bei der Entmischung jedes EM einer Klasse durch eine andere EM-Klasse ermittelt, wobei ungeeignete EM niedrige RMS-Fehler aufweisen, also andere Klassen verhältnismäßig gut modellieren können. Somit prüft in abgewandelter Form CAR mögliche lineare Abhängigkeiten, verursacht durch spektrale Ähnlichkeit (vgl. auch Datt (2000)).

Die EAR-Berechnung erfolgt nach

$$EAR_{A_i,A} = \frac{\sum_{j=1}^n RMSE_{A_i,A_j}}{n-1} \quad (5.7)$$

Das CAR-Maß zwischen Klasse A und Klasse B berechnet sich nach

$$CAR_{A,B} = \frac{\sum_{i=1, j=1}^{m,n} RMSE_{A_i,B_j}}{m * n} \quad (5.8)$$

wobei RMSE: unmixing RMSE (s. Glg. 3.13); A: Klasse 1; B: Klasse 2; n: Anzahl der Spektren in Klasse A; m: Anzahl der Spektren in Klasse B.

Für heterogene Klassen stellt der EAR-Test ein Problem dar, da extreme spektrale Ausprägungen innerhalb einer Klasse zu Gunsten einer mittleren spektralen Ausprägung vernachlässigt werden. Da aber diese verschiedenen spektralen Ausprägungen als MESMA-EM selektiert werden sollten, wurde in dieser Arbeit eine Abwandlung des von Dennison vorgeschlagenen EAR-Kriteriums getestet und umgesetzt (im Folgenden als  $\mu EAR$  bezeichnet).  $\mu EAR$  stellt einen zu EAR abgewandelten und invertierten Test dar, bei dem die Modellierung eines einzelnen Spektrums durch die gesamte Spektralbibliothek exklusiv dieses Spektrums erfolgt. Wiederum ist der RMS-Fehler nach Gleichung 5.7 das Auswahlkriterium, wobei ein hoher  $\mu EAR$ -Wert bedeutet, dass das Spektrum nur unter hohem Fehler modelliert werden kann, und daher einen notwendigen EM darstellt. Die Entmischung wird für EAR,  $\mu EAR$  und CAR in dieser Studie mittels Pseudo-Inverse, nicht-iterativ und unter Optimierung des RMS-Fehlers durchgeführt.

Anzumerken ist, dass die EM-Auswahl in der Studie von Dennison und Roberts (2003a) nicht auf einer Bibliothek spektral extremer EM erfolgt, sondern auf in die Szene digitalisierte Referenzpolygone mit bekannter Bedeckung von über 75% durch eine Klasse. Dieser Ansatz entspricht den Trainingsgebieten der statistischen Klassifikation, und weniger der Methodik zur EM-Ableitung, da primär typische statt reine Klassen gebildet werden, und die Lage der geeigneten Referenzgebiete im Feld verifiziert werden muss. Eine weitere Problematik dieser Herangehensweise besteht darin, dass Mischspektren ausgewählt werden könnten, falls diese dem Mittelwert aller

Klassen-EM nahe kommen und somit die eigene Klasse besser modellieren als extreme Spektren von reinen EM-Kandidaten. Die Basisannahmen hinter EAR und CAR (Modellierung der eigenen Klasse mit geringem, anderer Klassen mit hohem RMSE) sind auch für die Auswahl von EM aus Bibliotheken von spektral extremen EM gültig.

### Zusammenfassung

Die EM-Bibliothek beinhaltet durch Verwendung der vorgestellten Methodik all jene Spektren, die repräsentativ für ihre Klasse sind (EAR-Test), sowie jene, welche eher atypischen Ausprägungen der eigenen Klasse entsprechen ( $\mu$ EAR-Test,  $DU_{sin}$ -Kriterium). Aussortiert werden Spektren, welche zur Vermischung mit anderen Klassen führen (CAR-Test), oder eine hohe Ähnlichkeit zu einem anderen Spektrum aufweisen ( $DU_{sin}$ -Kriterium).

### 5.2.3. Weitere Prozessierungsschritte

#### Reduzierung des Einflusses von nicht-linearer Mischung

Wie in Kapitel 3.2 kurz dargestellt, ist insbesondere der NIR- und SWIR1-Bereich von Mehrfachstreuung und somit nicht-linearer Mischung betroffen (Borel und Gerstl (1994), Ray und Murray (1996)). Ein erster Schritt zur Minimierung dieser Effekte ist die geringere Gewichtung dieses Wellenlängenbereichs durch Reduzierung der NIR-Bänder im Mischungsmodell, wie im nachfolgenden Abschnitt beschrieben. Einige Kanäle am Übergang zum NIR-Plateau werden aber zur korrekten Auswahl von EM hinsichtlich LAI (NIR-Albedo) und Stress (Übergang RedEdge-NIR) benötigt.

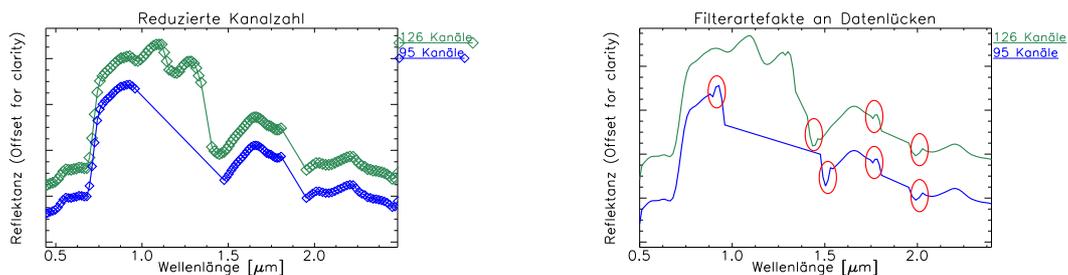
Auch stellt MESMA-Entmischung bereits einen Weg zur Reduktion dieser Effekte dar, da für jedes Pixel ein passender EM mit den korrekten Bestandseigenschaften (LAI, Blattstellungswinkel etc.) in das Mischungsmodell integriert werden kann, und somit die Mehrfachstreueigenschaften implizit mit modelliert werden (Gilbert u. a. (2000)). Eine echte *Korrektur* dieser Effekte hingegen würde die zusätzliche Verwendung von Strahlungstransfermodellen erfordern, was die genaue Kenntnis der geometrischen Struktur sowie Transmissions- und Reflexionseigenschaften des Bestands erfordert (White u. a. (2002); Dorigo (2007)).

#### Bandauswahl

Standardmäßig werden vor der Entmischung von den kompletten 126 HyMap-Kanälen die ersten und letzten drei Bänder auf Grund höheren Rauschens sowie insgesamt 8 Kanäle in Nähe der atmosphärischen Wasserdampfabsorptionsbanden entfernt. Um die Rechenzeit zu verringern, Mehrfachstreuungseffekte zu reduzieren, und um Wellenlängenbereiche mit geringer Aussagekraft hinsichtlich der Aufgabenstellung auszuschließen, kann zusätzlich die Anzahl der Kanäle verringert werden. Dies senkt zwar einerseits

den Rechenaufwand, andererseits wird aber die für Hyperspektraldaten charakteristische Redundanz geringer, der Einfluss einzelner 'gestörter' Kanäle somit relativ vergrößert. Auch muss beachtet werden, dass einzelne Absorptionsbanden mit Breiten um 10nm detektiert und parametrisiert werden müssen; eine künstliche Verbreiterung der Kanäle ist hierfür kontraproduktiv.

Ebenso wichtig ist, dass die Savitzky-Golay-Filterung, welche in dieser Arbeit zur Identifikation von spektralen Merkmalen verwendet wird, eine quasi-kontinuierliche Datenverteilung benötigt (vgl. nachfolgenden Abschnitt sowie Savitzky und Golay (1964); Talsky (1994)). Starke Änderungen und Sprünge im Spektrum, wie sie an den von Wasserdampf stark beeinflussten Bereichen auftreten, verursachen ein gewisses 'Einschwingen' der Filter, was sich durch Nebenmaxima und -minima vor und nach den Sprüngen äußert (vgl. Abb. 5.1). Werden durch die Bandauswahl weitere Unstetigkeiten in der Datenverteilung verursacht, steigt die Zahl dieser Filterartefakte an, und die Analyse des Spektrums wird wesentlich beeinträchtigt. Somit kommt letztendlich nur die Reduktion um den Wellenlängenbereich zwischen 0,88 und 1,47  $\mu\text{m}$  in Frage, wie in Abb. 5.1 dargestellt ist.



(a) HyMap-Spektren mit voller und reduzierter Bandanzahl. Die Rauten repräsentieren die Zentrumswellenlängen.

(b) Savitzky-Golay-gefilterte HyMap-Spektren mit voller und reduzierter Bandanzahl. Artefakte an den Datenlücken rot hervorgehoben.

Abbildung 5.1: Reduzierung der Bandzahl und Auswirkung auf nachfolgende Prozessierungsschritte.

### Filterung der Spektren

Zur Reduktion von Sensorrauschen kann wahlweise noch vor der Bandauswahl die Filterung und Glättung der Spektren erfolgen. Hierzu wird die in der Spektroskopie weit verbreitete Savitzky-Golay-Filterung (vgl. Savitzky und Golay (1964); Talsky (1994)) eingesetzt, welche auf polynomischer Approximation beruht (siehe auch Kap. 5.3.1).

Anders als bei gleitenden Mittelwertfiltern bleiben bei diesem Verfahren die absoluten Höhen und Tiefen von Extremwerten weitgehend vorhanden, ebenso deren Breite und auch alle höheren Momente. Für quasi-kontinuierliche Datenpunkte mit annähernd identischem Abstand werden innerhalb eines gleitenden Fensters die Daten

durch ein Polynom höherer Ordnung angenähert. Die Bestimmung der Polynomkoeffizienten geschieht über eine vorberechnete Tabelle, sodass die Filterung über eine herkömmliche Faltung ohne besonderen Rechenaufwand erfolgen kann.

Parametrisiert werden Savitzky-Golay-Filter über den Grad des Polynoms (höhere Polynome führen zu besserer Anpassung an die Daten, aber geringerer Glättung) sowie die Fenstergröße (Richtwert: Gesamtbreite des Fensters  $\sim 1-2 \cdot \text{FWHM}$  der Absorptionsbande). Wie bei den meisten gleitenden Filtern kann bei einer Fenstergröße von  $n$  Datenpunkten keine Berechnung der ersten und letzten  $(n-1)/2$  Datenpunkten erfolgen; diese werden in der vorgestellten Methodik verworfen. Die Wahl der Parameter und somit die Stärke der Glättung wurde ausgiebig auf Bildspektren getestet, um das Auftreten von Filterartefakten zu verhindern sowie eine ausreichende Glättung zu gewährleisten (vgl. Vaiphasa (2006)). Für die in dieser Arbeit verwendeten HyMap-Daten hat sich letztendlich eine symmetrische Fenstergröße mit je 5 Datenpunkten links und rechts des zu filternden Zentrumselements sowie ein Polynom 4. Grades als geeignet herausgestellt.

### Spektrale Normierung

Um die Variabilität von Spektren und somit die Anzahl der benötigten EM zu reduzieren, werden verschiedene Ansätze der Normierung im Zuge dieser Arbeit umgesetzt und getestet.

Eine für Hyperspektraldaten geeignete Form zur Reduzierung spektraler Variabilität stellen Derivate dar, da Ableitungen nur von Form und relativem Verlauf, nicht aber vom absoluten Datenwert abhängig sind. Hierdurch wird ab der 2. Ableitung das Signal unabhängig von der Gesamtalbedo (vgl. Tsai und Philpot (1998)). Theoretisch erzeugen Derivate keine neuen Merkmale, sondern sind eine andere Repräsentation des Spektrums. In der Praxis hingegen behindert Rauschen den Einsatz von höheren Derivaten, selbst wenn die Berechnung über die oben beschriebene polynomische Anpassung durch Savitzky-Golay-Filter mit gleichzeitiger Glättung erfolgt. In dieser Arbeit wird testweise die Entmischung auf der ersten und zweiten Ableitung untersucht, für eine nähere Darstellung hinsichtlich der Verwendung von Derivaten zur Entmischung sei auf Zhang u. a. (2004) verwiesen.

Für das MESMA-Verfahren nach García-Haro u. a. (2005) und das darin präsentierte Anwendungsbeispiel der Mineralkartierung wird eine Mittelwertnormierung vorgeschlagen. Die Normierung jedes Spektrums auf einen Mittelwert von Null und eine Standardabweichung von Eins berechnet sich über die Formel:

$$\rho_{norm,i} = \frac{\rho_i - MEAN_\rho}{STDEV_\rho} \quad (5.9)$$

wobei  $\rho_{norm,i}$ : normierter Wert im Kanal  $i$ ;  $MEAN_\rho$ : Mittelwert des Spektrums über alle Kanäle;  $STDEV_\rho$ : Standardabweichung des Spektrums über alle Kanäle.

Hierdurch erfolgt die relative Hervorhebung vormals geringer Absorptionsbanden zu Lasten der Gesamtalbedo; für Materialien mit großer spektraler Dynamik wie z. B. Vegetation erfolgt eine Reduzierung der Varianz. Auch können Beleuchtungs- und Abschattungseffekte zu einem gewissen Grad ausgeglichen und subtile Absorptionsbanden verstärkt werden. Die Lösung des normierten Mischungsmodells kann durch dieselben Lösungsalgorithmen erfolgen, die Rahmenbedingungen für Lösungen müssen hingegen angepasst werden. Ein ähnliches Verfahren ist die additive Normierung auf den Reflexionswert bei  $2,03\mu\text{m}$  ('tied EM' nach Asner und Lobell (2000)), wobei nur der SWIR2-Bereich Verwendung findet, oder alternativ die zusätzliche Verwendung des Wellenlängenbereichs zwischen  $0,70 - 0,73\mu\text{m}$ , normiert auf  $0,70\mu\text{m}$  (RE-SWIR2 nach Asner u. a. (2005)).

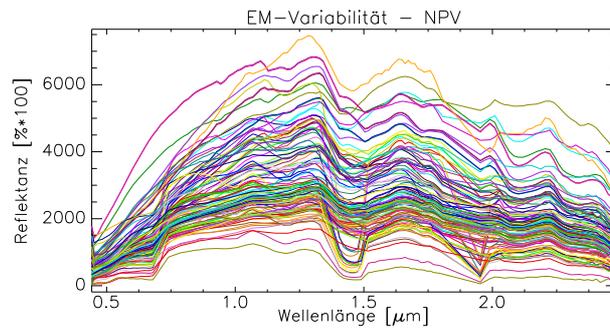
In Abb. 5.2 sind die Spektren der Bild-EM der Klasse NPV, sowie Mittelwert und Standardabweichung der verschiedenen Normierungsverfahren dargestellt. Bei allen Verfahren erfolgt eine Reduzierung der spektralen Varianz, wobei Derivate auf Grund ihrer Unabhängigkeit von der Gesamt-Albedo die geringste Varianz zeigen.

Die in Kap. 2.3.2 beschriebene spektrale Veränderung beim Absterben und Austrocknen einer Pflanze ist auch in dieser Abbildung (c) erkennbar. Die höchste Variabilität für NPV zeigt sich im Bereich der 'RedEdge', verursacht durch Veränderungen in der Blattstruktur. Wie bereits in Abb. 5.1 dargestellt, sind auch hier Artefakte im Bereich vor und nach Wasserabsorptionsbanden erkennbar.

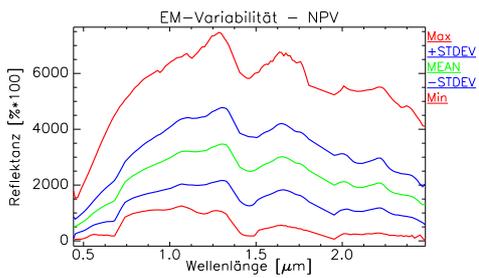
Wie zu erwarten sind die Ergebnisse des 'Tied EM'-Verfahrens (d) und der Mittelwert-Normierung (e) ähnlich. Bei ersterem Verfahren wird die Variabilität des für diese Arbeit wichtigen SWIR-2-Bereichs im Vergleich zum VNIR-Bereich stärker reduziert, was bei ersten Entmischungstests zu schlechteren Ergebnissen führte. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird somit nur die Mittelwertnormierung verwendet. Anzumerken sei, dass in dieser Arbeit das gesamte Spektrum und nicht nur das SWIR2 (bei Asner und Lobell (2000)) entmischt wurde.

### Schattenkomponente

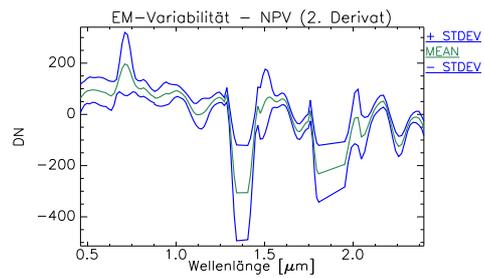
In  $\mu\text{MESMA}$  wurden zwei Ansätze zur Entmischung mit einer Schattenkomponente implementiert. Einerseits besteht die Möglichkeit, ein Spektrum mit konstant niedriger Reflexion nahe Null in allen Kanälen dem Mischungsmodell hinzuzufügen. Dieser häufig verwendete Ansatz (z. B. Roberts u. a. (1993); Garcia und Ustin (2001)) hat aber, wie in Kap. 3.3 dargestellt, große Nachteile. Da in abgeschatteten Bereichen die Gesamt-Einstrahlung abnimmt, der Anteil der diffusen Strahlung im Vergleich zur direkten Einstrahlung aber relativ ansteigt, wächst somit auch der Anteil der kurzwelligen Strahlung. Diesen durch Rayleigh-Streuung hervorgerufenen wellenlängenabhängigen Effekt kann eine für alle Wellenlängen konstante Schattenkomponente nicht ausgleichen.



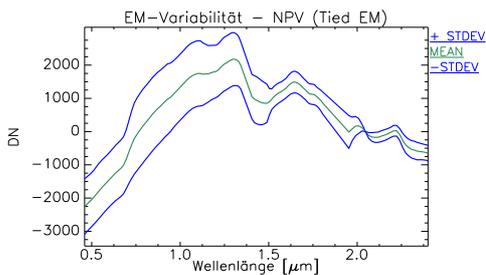
(a) Spektrale Variabilität - NPV-EM aller verwendeten HyMap-Szenen



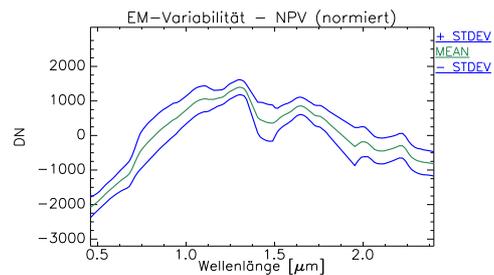
(b) NPV - Statistik



(c) NPV - Derivate



(d) NPV - 'Tied EM'



(e) NPV - Mittelwert-Normiert

Abbildung 5.2: Verfahren der spektralen Normierung.

Eine bessere Näherung für eine Schattenkomponente bietet die in Kap. 2.2.2 angesprochene Methodik nach Adler-Golden u. a. (2001), wobei zur Vereinfachung statt der mittleren Umgebungsreflexion  $\rho_r$  die mittlere Szenen-Reflexion  $\rho_a$  verwendet wird (vgl. Glg. 2.9). Dieses Schattenspektrum ist weiterhin abhängig von der Atmosphären-Zusammensetzung sowie von der Beleuchtungs- und Beobachtungs-Geometrie. Diese Parameter lassen sich aus der Atmosphärenkorrektur, den Fluglagedaten sowie aus der Szene selbst ermitteln. Diese werden in dieser Arbeit unter Verwendung von ATCOR nach Glg. 2.9 ermittelt (Richter und Schlöpfer (2002)). Der in der nachfolgenden Entmischung berechnete Schattenanteil im Pixel entspricht somit  $f_{\text{Schatten}} = 1 - \alpha$  in Glg. 2.8. Unberücksichtigt blieben bei dieser Herangehensweise Transmissions-Prozesse sowie Mehrfach-Streuung in Vegetationsbeständen, welche sowohl Intensität als auch Form des Schattenspektrums beeinflussen, und durch Strahlungstransfermodelle berechnet werden müssen (White u. a. (2002)).

Typische Spektren abgeschatteter Vegetation für die in dieser Arbeit verwendeten HyMap-Szenen sind in Abb. 5.3 dargestellt.

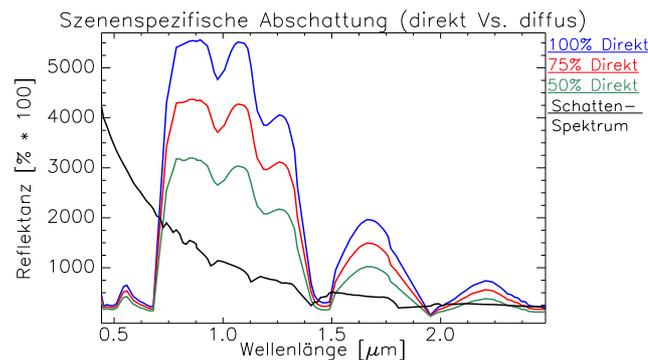


Abbildung 5.3: Simulation der Abschattung.

## 5.3. Spektrale Identifikation und Parametrisierung

### 5.3.1. Merkmalsbasierte spektrale Klassifikation

Ziel dieses Ansatzes ist eine Klassifikation auf Basis der spektralen Merkmale, wobei zumeist Absorptionsbanden Verwendung finden. Der Vorteil dieser Vorgehensweise liegt darin, dass harte Schwellwerte weitgehend vermieden werden können. Auch können ähnliche Spektralsignaturen, welche sich nur durch schmale Absorptionsbanden unterscheiden, sicher getrennt werden, wohingegen Unterschiede in der Gesamtalbedo bei ansonsten gleicher spektraler Charakteristik unberücksichtigt bleiben können.

Das mit Abstand am weitesten ausgereifte wissensbasierte Klassifikationsverfahren anhand von Absorptionsbanden stellt das TETRACORDER-Expertensystem des United States Geological Survey (USGS) dar (Clark u. a. (2003)). Diese Methodik basiert - vereinfacht dargestellt - auf Normierung durch die Entfernung des Kontinuums über festgelegte Stützpunkte links und rechts eines spektralen Merkmals, Bestimmung der Tiefe der Absorption sowie Vergleich mit Referenzspektren verschiedener Materialien. Die letztendliche Identifikation erfolgt anhand von diagnostischen und optionalen Kriterien.

In der in dieser Arbeit verwendeten Methodik erfolgt die Detektion spektraler Merkmale durch Kurvendiskussion. Das erfasste Spektrum eines Hyperspektralsystems kann als stetig und differenzierbar angesehen werden, sofern die Werte im Bereich der atmosphärischen Absorptionsbanden interpoliert werden. Die Ableitungen werden bei gleichzeitiger Glättung durch Savitzky-Golay-Filter berechnet. Dieses Verfahren entspricht der Umsetzung einer abschnittswise Annäherung eines Polynoms gewünschter Ordnung an die Kurve mittels vorberechneter Tabellen; das ermittelte Polynom kann anschließend direkt abgeleitet werden. Für Einzelheiten sei auf Savitzky und Golay (1964); Talsky (1994) verwiesen. Anzumerken sei noch, dass höhere Ableitungen zunehmend von Sensorrauschen beeinflusst werden, und die Wellenlängenposition der Extrema zwar nicht exakt, aber besser als bei anderen Verfahren (z. B. über Differenzenquotienten) erhalten bleibt.

Die Kriterien für Extrema an der Position  $\lambda_1$  sind somit wie folgt:

$$\begin{aligned} \text{Hochpunkt:} & \quad \rho'_{\lambda_1} = 0, \quad \rho''_{\lambda_1} < 0 \quad \text{oder Vorzeichenwechsel von + nach - bei } \rho'_{\lambda_1} \\ \text{Tiefpunkt:} & \quad \rho'_{\lambda_1} = 0, \quad \rho''_{\lambda_1} > 0 \quad \text{oder Vorzeichenwechsel von - nach + bei } \rho'_{\lambda_1} \\ \text{Wendepunkt:} & \quad \rho''_{\lambda_1} = 0, \quad \rho'''_{\lambda_1} \neq 0 \end{aligned}$$

wobei  $\rho'$ ,  $\rho''$  und  $\rho'''$  die erste, zweite und dritte Ableitung des Signals darstellen.

Die Verwendung des Auftretens von Hoch-, Tief- und Wendepunkten im geglätteten Spektrum, ohne diese näher zu parametrisieren, stellt eine Möglichkeit zur Vermeidung von Schwellwerten dar. Hinzu kommt, dass die Gesamtintensität (Gesamtalbedo) des Spektrums nicht mit einfließt, und die Klassifikation somit weitgehend unabhängig von Beleuchtungseinflüssen ist. Auch kann das Klassifikationsschema an die Verwendung von Derivaten (d. h. Ableitungen) eines Spektrums sowie an die Verwendung von Residualspektren angepasst werden, wobei die Erweiterung um den negativen Wertebereich (negative Steigung resp. Überschätzung eines Bestandteils im Mischungsmodell) erfolgen muss. Kritisch anzumerken ist, dass Wendepunkte durch die Verwendung der 3. Ableitung stärker von Rauschen beeinflusst werden und somit bei den verwendeten HyMap-Daten im SWIR mit reduzierter Genauigkeit bestimmt werden.

Zur Klassifikation dient eine Aufteilung in zwingend benötigte sowie optionale Merkmale, deren beider Auftreten sowohl zur positiven Identifikation als auch zum Ausschluss einer Klasse dienen; die Kriterien hierfür sind in Tab. 5.1 dargestellt. So muss z. B. grüne Vegetation eine Chlorophyllabsorption (d. h. Tiefpunkt zwischen 0,52 und 0,74  $\mu\text{m}$ ) aufweisen; dies würde die Wertung für 'PV benötigt' um eins erhöhen

Tabelle 5.1: Kriterien der Klassifikation

	PV	NPV	Boden
TP Chlorophyll	M	O	N
TP Zellulose	N	M	N
TP Ton	N	N	O
TP/WP Eisen			O
HP um $2,1\mu m$	N	N	O
DGVI2	O (>740)		N (>250)
CAI		N (<0)	N (>150)
$\rho_{2.1} < \rho_{2.0}$		N	
narrow NDVI	O (>0,7)		N (>0,4)

wobei TP: Tiefpunkt im Spektrum; HP: Hochpunkt im Spektrum; WP: Wendepunkt im Spektrum; M: Muss-Kriterium; N: Ausschlusskriterium; O: optionales Kriterium. Die Wertangaben in Klammern entsprechen den Schwellwerten. Die Maße unterhalb der Doppellinie entfallen bei der Verwendung von Derivaten.

und ebenso 'NPV optional' erhöhen, sowie das Ausschlusskriterium für 'kein Boden' setzen. Tritt zusätzlich ein optionales Bodenmerkmal wie z. B. eine Eisenabsorptionsbande (d. h. Tief- oder Wendepunkt um  $0,65\mu m$ ) auf, wird im ersten Schritt nur *Boden optional* erhöht.

In der anschließenden Wertung werden zuerst die Ausschlusskriterien betrachtet, was bereits die Mehrheit der Mischspektren eliminiert. Dann wird anhand der Positivkriterien von grüner und trockener Vegetation deren Einteilung vorgenommen. Über die optionalen Kriterien lässt sich die Strenge der Zurückweisung verbleibender Mischspektren steuern. Boden wird in diesem Klassifikationsschema somit im ersten Schritt als Sammelklasse von 'nicht zurückgewiesen', keine Merkmale für 'kein Boden', 'nicht positiv PV' und 'nicht positiv NPV' betrachtet, wobei das Auftreten optionaler PV- und NPV-Merkmale zumeist zur Einstufung als 'kein Boden' führt. Das Auftreten von optionalen Bodenmerkmalen wie Ton- oder Eisenbanden ermöglicht zwar die sichere Identifikation als Boden, kann aber nicht vorausgesetzt werden, da auch Böden ohne diese Merkmale vorkommen.

Die Verwendung harter Positiv- wie Negativkriterien für diagnostische Merkmale verhindert somit die Einordnung in falsche Klassen, während sich die Strenge der Zurückweisung von Mischspektren über optionale Kriterien steuern lässt. In der praktischen Umsetzung erfolgt zuvor die Eliminierung aller unerwünschten Spektren. Dies umfasst die Identifikation von Wasser anhand der geringen Reflexion im SWIR, die Identifikation aller gesättigten Pixel, und die Identifikation stark verrauschter Pixel. Letzteres geschieht über die Differenz zwischen Originalspektrum und einem Savitzky-Golay-gefilterten Spektrum; liegt die Differenz über einem sensorunabhängigen Schwellwert, so wird das Spektrum als 'verrauscht' klassifiziert.

### 5.3.2. Parametrisierung von Spektren

In einem nächsten Schritt werden nun die detektierten spektralen Merkmale *parametrisiert*. Beispiele hierfür sind die Tiefe von Absorptionsbanden oder die Höhe des NIR-Plateaus in Relation zur Chlorophyllabsorption bei Pflanzen. Wie durch das Lambert-Beer'sche Gesetz dargestellt (siehe Formel 2.13 in Kap. 2.2.3), ist die Tiefe einer Absorptionsbande in Relation zum Kontinuum annähernd proportional zum Anteil des absorbierenden Materials. Für eine *absolute* Quantifizierung sind aber Regressionsmodelle unter Berücksichtigung weiterer Parameter notwendig. Eine Parametrisierung kann neben der direkten Ansprache von Absorptionsbanden auch durch spektrale Ratios (Indices) erfolgen, wobei hier zwischen bio- / geophysikalisch begründeten Indices und empirischen Zusammenhängen unterschieden werden muss.

Eine Parametrisierung wird in dieser Arbeit sowohl zur relativen Einordnung von EM-Spektren nach Inhaltsstoffen für die iterative Entmischung eingesetzt, als auch zur Bewertung des Entmischungsresiduums. Ein Beispiel für den ersten Fall ist die Einordnung der Boden-EM nach ihrem Tongehalt (Boden (a) enthält mehr Ton als Boden (b)), für Fall zwei die Stärke der Über- resp. Unterschätzung von Ton im Mischungsmodell. Die Verknüpfung dieser beiden Informationen ermöglicht die iterative Auswahl von EM zur Entmischung.

Zur erfolgreichen Anwendung sind zwei Voraussetzungen zu erfüllen; zuallererst dürfen die parametrisierten Merkmale einer Klasse möglichst wenig durch andere Klassen beeinflusst werden. Denn sobald Mehrdeutigkeiten betreffend der Ursache einer Absorption auftreten, kann kein sicherer Rückschluss auf die Klasse erfolgen. Die zweite Anforderung ist die möglichst feine Kennzeichnung des Merkmals, also die Erfassung kleiner Unterschiede. Diese beiden Anforderungen sind gleichbedeutend mit einer hohen Varianz des Merkmals innerhalb einer Klasse bei gleichzeitig geringer Varianz oder deutlich unterschiedlichem Wertebereich für andere Klassen.

Primär erfolgt die direkte Parametrisierung von Absorptionsbanden, wie im Folgenden beschrieben. Merkmale wie die Höhe des NIR-Plateaus in Relation zur Chlorophyllabsorption, welche durch LAI, Blattstruktur und -haltungswinkel verursacht wird, können nicht direkt über die Parametrisierung von Absorptionsbanden erfasst werden. Die TETRACORDER-Methodik setzt zu diesem Zweck Korrelationsmaße zu prototypischen Spektren ein. Dieses Vorgehen ist für die Analyse und Parametrisierung des Residuums nicht zuverlässig möglich, und deshalb erfolgt hierfür der Einsatz von schmalbandigen Ratios.

#### Parametrisierung von Spektren – Absorptionsbanden

Die Grundlagen zur spektralen Parametrisierung von Absorptionsbanden liefert unter anderem Clark u. a. (2003), wobei hier im Wesentlichen auf Minerale eingegangen wird. Zur Parametrisierung von Pflanzeninhaltsstoffen wird eine Methodik in Kokaly und Clark (1999) und Kokaly (2001) vorgestellt, welche in Curran u. a. (2001) unabhängig getestet und positiv validiert wurde. Die *Quantifizierung* der für die spektralen

Merkmale verantwortlichen Stoffe kann anschließend durch Regressionsmodelle erfolgen, wie in der oben aufgeführten Literatur dargestellt. Um die Übertragbarkeit der Methodik zu gewährleisten, werden nur eindeutige und durch bio- respektive geophysikalische Prozesse erklärbare Merkmale im Spektrum parametrisiert; die für diese Arbeit wichtigsten Beispiele sind in den Kapiteln 2.3.1 und 2.3.2 sowie in Tabelle 2.2 aufgeführt und beschrieben.

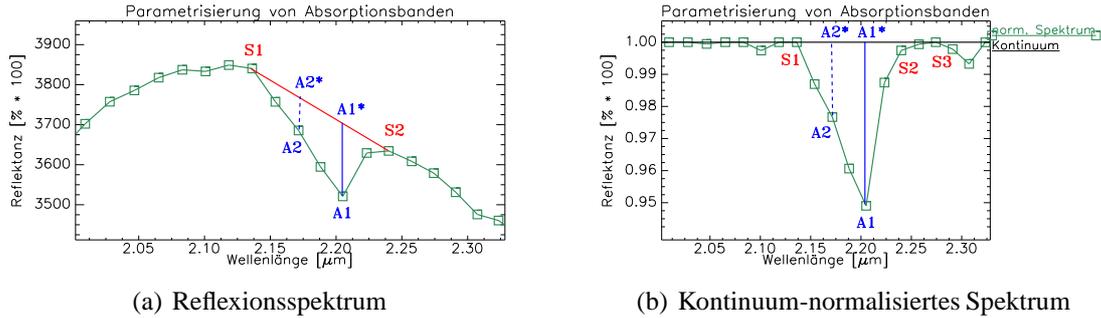


Abbildung 5.4: Parametrisierung von Absorptionsbanden. S1, S2: Absorptionsschultern links und rechts der Bande; S3: rechter Ansatzpunkt des Kontinuums; A1: Absorptionsmaximum; A2: weiterer Datenpunkt, A1\*, A2\*: entsprechender Datenwert des Kontinuums.

Nach Clark u. a. (2003) sowie wie in Abb. 5.4 dargestellt, berechnet sich die *relative* Absorptionstiefe im Band A ( $\Delta_A$ ) über die Differenz zwischen Datenpunkt und dem Kontinuum nach

$$\Delta_A = 1 - \frac{\rho_A}{\rho_{A^*}} \quad (5.10)$$

wobei A\*: Reflexionswert des Kontinuums im Band A.

Im Falle symmetrischer Absorptionsbanden lässt sich dies als schmalbandiger Index formulieren:

$$\Delta_{Ai} = 1 - \frac{\rho_A}{0.5 * (\rho_{S1} + \rho_{S2})} \quad (5.11)$$

wobei S1, S2 den Wellenlängen der Absorptionsschultern entsprechen.

Für *absolute* Absorptionstiefen lässt sich dies umformen zu:

$$\Delta_{Ai,abs} = 0.5 * (\rho_{S1} + \rho_{S2}) - \rho_A \quad (5.12)$$

Bei der praktischen Umsetzung lässt sich diese Herangehensweise noch verbessern, indem gegebenenfalls die Reflexionswerte der Absorptionsschultern  $\rho_{S1}$ ,  $\rho_{S2}$  als Mittelwert zweier benachbarter Bänder außerhalb der Absorption berechnet werden, und die Wellenlänge des Absorptionsmaximums nicht vordefiniert wird, sondern als Maximalwert von  $\Delta_A$  innerhalb eines definierten Wellenlängenbereichs bestimmt wird. Die genaue Parametrisierung einer spektralen Absorptionsbande nach Nebenminima, Symmetrie und weiteren Parametern wie bei Clark u. a. (2003); Van Der Meer (2006)

ist indes für die Residualanalyse in dieser Arbeit nicht notwendig. Anzumerken ist weiterhin, dass die Parametrisierung unter Verwendung von fixen Schulterpunkten von der Parametrisierung unter Anpassung der Schulterpunkte an das jeweilige Spektrum abweichen kann, wie in Abb. 5.4 durch den Versatz der rechten Schulterpunkte S2 und S3 ersichtlich wird.

### Parametrisierung von Spektren – Bandindices

Der Nutzen von schmalbandigen Indices zur Charakterisierung des Pflanzenzustands und zur Abschätzung von Inhaltsstoffen in agrarischen Nutzpflanzen wurde in vielen Studien erfolgreich aufgezeigt (z. B. Zarco-Tejada u. a. (2005) und Referenzen darin). Dieses Potential wurde auch für natürliche Vegetation in verschiedenen Klimazonen nachgewiesen; Übersichtsartikel und Fallstudien finden sich hierzu in Ustin u. a. (2005), Kokaly und Clark (1999), Sims und Gamon (2002), Gamon u. a. (1997) sowie Blackburn und Steele (1999). Nochmals anzumerken ist, dass im Unterschied zu diesen Studien keine *absolute* Abschätzung von Parametern in dieser Arbeit erfolgen soll.

Die zur Parametrisierung von Spektren ausgewählten Indices müssen hierbei folgende Anforderungen erfüllen:

1. Verwendung von Wellenlängenbereichen, welche von bio- oder geophysikalisch erklärbaren Absorptionprozessen beeinflusst werden.
2. Robuste Trennung von mindestens zwei der drei Klassen PV, NPV und Boden.
3. Geringe Beeinflussung durch andere Klassen und somit Anwendbarkeit auch bei Mischspektren.
4. Gute Dynamik bezüglich des zu erfassenden Parameters einer Klasse, was sich in einem großen Wertebereich des Index äußert.

Die erste Eigenschaft wird durch Auswertung der Wellenlängenangaben in den publizierten Formeln und durch Vergleich mit der der Tab. 2.2 zu Grunde liegenden Literatur sichergestellt. Die drei weiteren Eigenschaften werden durch die im Folgenden vorgestellten mathematischen Maße bewertet, und in Kap. 6.2.2 validiert.

Zur Bewertung der Eignung eines Index wird die Werteverteilung näher betrachtet; hierzu erfolgt die Berechnung der Indices für reine Feldspektren der Klassen PV, NPV und Boden. Da nicht von der Prämisse ausgegangen werden kann, dass eine Gauß'sche oder andere theoretische Verteilung für die Häufigkeitsverteilungen der jeweiligen Indices vorliegt, erfolgt die allgemeine Kennzeichnung der Verteilung durch die ersten vier Momente, wobei im Folgenden statt der Varianz die Standardabweichung Verwendung findet. Weist die Verteilung der Indexwerte einer Klasse eine Schiefe hin zum Mittelwert der anderen Klasse auf, so ist von einer schlechteren Trennbarkeit der Klassen im Vergleich zu normalverteilten Indexwerten auszugehen, da mehr Datenpunkte auf dieser 'ungünstigen' Seite des Mittelwerts liegen. Eine positive Kurtosis weist auf verbesserte Trennbarkeit der Klassen hin, da im Vergleich zu einer Gauß'schen Verteilung mehr Datenpunkte innerhalb einer Standardabweichung liegen.

Die eigentliche Trennbarkeit als Differenzmaß  $DM$  wird über Mittelwert und Standardabweichung (STDEV) berechnet nach

$$DM_{Klasse1, Klasse2} = \frac{\text{Mittelwert}_{Klasse1} - \text{Mittelwert}_{Klasse2}}{STDEV_{Klasse1} + STDEV_{Klasse2}} \quad (5.13)$$

Für Gauß'sche Verteilungen ist für  $DM$ -Werte um 1 die Trennbarkeit von 68% der Samples zu erwarten, für Werte um 2 entsprechend für 95% aller Samples. Wie bereits angesprochen, sollte dieses Maß immer im Zusammenhang mit Kurtosis und Schiefe betrachtet werden.

Aussagen über die Unterschiedlichkeit zweier beliebiger Verteilungen liefert der *Kolmogorov-Smirnov-Test*. Dieser nicht-parametrische Test basiert auf dem Vergleich der kumulierten Verteilungsfunktionen. Das Ergebnis des Tests ist der Maximalwert der absoluten Differenzen der kumulierten Verteilungsfunktionen ( $D$ ), sowie das Signifikanzniveau dieser Aussage. Letzteres liefert nach Press u. a. (2002) die Aussage, ob die Verteilungen derselben Grundgesamtheit entsprechen. Hierbei weisen niedrige Signifikanzwerte auf zwei unterschiedliche Verteilungen hin, was im konkreten Fall für eine gute Trennung der Klassen (PV, NPV oder Boden) durch einen Index spricht. Die Berechnung erfolgt unter Verwendung der IDL-Routine von Han Wen (veröffentlicht unter <http://www.slac.stanford.edu/grp/ek/research/idl/groupk.htm>), welche auf dem in Press u. a. (2002), S. 623ff. publizierten Code basiert.

Ein weiteres Kriterium bezüglich der Klassentrennbarkeit liefert die absolute Anzahl der Datenpunkte im Überlappungsbereich der Verteilungen. Dieses Maß ist aber stark vom Auftreten extremer Datenpunkte beeinflusst, da diese die Grenzen des Überlappungsbereichs definieren. Diese Sonderfälle ('outlier') werden oftmals durch untypische Ausprägungen von Merkmalen, durch Rauschen oder sonstige Datenfehler verursacht, und müssten streng genommen vor der Analyse entfernt werden. Trotzdem werden diese Datenpunkte in die Statistiken mit eingerechnet, da stabile Indizes benötigt werden, die möglichst wenig durch Sonderfälle beeinflusst werden.

Insgesamt wurden 27 Vegetations- und Bodenindices auf Basis der publizierten Formeln umgesetzt und auf ihre Eignung getestet. Ausgewählt wurden primär Hyperspektralindices, welche für natürliche Vegetation in Trockengebieten entwickelt oder bereits erfolgreich hierfür eingesetzt wurden. Weiterhin getestet wurden stabile und somit übertragbare Indices, welche nicht primär für Trockenvegetation entwickelt wurden. Alle Indices sind weiterhin mittlerweile Bestandteil der dokumentierten *AS Toolbox* (Dorigo und Bachmann (2006)). Als Vorgriff werden nun an dieser Stelle kurz die letztendlich verwendeten Indices besprochen und nachfolgend knapp diskutiert; die Evaluierung erfolgt in Kap. 6.2.2.

Die Tiefe der Zelluloseabsorption lässt sich als Index aus einem Band im Absorptionsmaximum bei  $2,1\mu m$  sowie je einem Kanal an beiden Flanken, welche nicht mehr von der Absorption betroffenen sind, berechnen (vgl. Kap. 5.12). Der resultierende Cellulose Absorption Index CAI nach Nagler u. a. (2003) ist somit mit dem Zellulose-

sowie in geringerem Maße mit dem Stickstoffgehalt in Trockenvegetation korreliert und berechnet sich nach:

$$CAI = 0.5 * (\rho_{2000} + \rho_{2200}) - \rho_{2100} \quad (5.14)$$

Weitere Verwendung findet der Photochemical Reflectance Index - PRI (Gamon u. a. (1997) sowie Evaluation in Sims und Gamon (2002)), welcher mit dem Verhältnis von Carotinoiden (insb. Xantophyll) zu Chlorophyll im Blatt und somit der Lichteffizienz über Spezies hinweg korreliert. Die verwendeten Bänder liegen außerhalb der starken Chlorophyllabsorption und sind daher stärker von anderen photochemisch aktiven Pflanzeninhaltsstoffen abhängig, sofern das Blatt nur 'gestresst' und nicht komplett verwelkt ist. Zu diesem Index muss zweierlei angemerkt werden: erstens wird der verwendete Wellenlängenbereich wie erwähnt durch viele weitere Parameter wie LAI, Pflanzenzustand etc. beeinflusst, welche folglich auch den Index beeinflussen. Zweitens muss die Gültigkeit bei der Übertragung von Einzelblatt auf komplexen Bestand verifiziert werden. Dennoch liefert dieser Index zur Charakterisierung von vitaler Vegetation im vorliegenden Fall gute Aussagen, auch wenn die in der Literatur beschriebene Koppelung an die Lichteffizienz nur eingeschränkt gegeben sein dürfte.

$$PRI = \frac{\rho_{529} - \rho_{569}}{\rho_{529} + \rho_{569}} \quad (5.15)$$

Der Chlorophyllgehalt selbst, zum Teil aber auch die Bestandsstruktur bestimmt der *modified Normalized Difference-Index* unter Verwendung der Reflexion um  $0,705\mu m$  (mND705), wobei dieser Bereich nach Sims und Gamon (2002) weniger schnell mit zunehmendem Chlorophyllgehalt sättigt als das Minimum um  $0,660\mu m$ . Strukturparameter, welche sich am deutlichsten im NIR-Plateau auswirken, werden über Kanäle in der Mitte der RedEdge sowie dem Übergang zum NIR-Plateau bestimmt, und dies in Relation zur kombinierten Absorption von Chlorophyll a+b sowie Carotinoid-Absorption bei  $0,45\mu m$  gesetzt.

$$mND705 = \frac{\rho_{750} - \rho_{705}}{\rho_{750} + \rho_{705} - 2 * \rho_{445}} \quad (5.16)$$

Stärker mit dem LAI sowie der Struktur des Bestandes sind die verschiedenen Versionen des Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index korreliert, bei welchem als Strukturparameter die Reflexion des NIR-Plateaus ins Verhältnis zu Chlorophyllabsorption und 'Green Peak' gesetzt wird. Hierdurch ist ein Einfluss von Chlorophyll nur in geringem Maße vorhanden. In dieser Studie hat sich die folgende Version (MCARI2 in Haboudane u. a. (2004)) als geeignet erwiesen:

$$MCARI2 = \frac{1.5 * (2.5 * \rho_{800} - \rho_{670} - 1.3 * (\rho_{800} - \rho_{550}))}{\sqrt{(2 * \rho_{800} + 1)^2 - (6 * \rho_{800} - 5 * \sqrt{\rho_{670}}) - 0.5}} \quad (5.17)$$

Zusätzlich wird der in der Literatur auch für natürliche Vegetation semi-arider Regionen als geeignet beschriebene Derivative-based Green Vegetation Index (DGVI) verwendet, welcher ebenso mit LAI und Bestandsstruktur korreliert. Der DGVI berechnet die Fläche unter der ersten ( $DGVI_1$ ) oder zweiten ( $DGVI_2$ ) Ableitung innerhalb der RedEdge. Die Berechnung erfolgt nach Chen u. a. (1998):

$$DGVI_1 = \int_{\lambda_1=627nm}^{\lambda_2=793nm} \frac{d\rho}{d\lambda} \quad (5.18)$$

wobei  $\frac{d\rho}{d\lambda}$  die 1. Ableitung der Reflexion darstellt, welche in dieser Studie über Savitzky-Golay-Filterung mit Filtergröße 5 und gefittetem Polynom 4. Grades ermittelt wird.

Der Stickstoffgehalt und der Ligningehalt von Pflanzen semi-arider Regionen wurde in einer Studie von Serrano u. a. (2002) mit Hilfe von Indices näher untersucht. Von den dort vorgeschlagenen Indices findet der *Normalized Difference Nitrogen Index* (NDNI) im Folgenden Verwendung; hierbei wird eine Stickstoff- und Ligninabsorption im SWIR1 verwendet, wobei ein höherer Pflanzenwassergehalt diesen Bereich und somit den Index ebenfalls beeinflusst. Der logarithmisch formulierte Index berechnet sich nach

$$NDNI = \frac{LOG(\rho_{1510})^{-1} - LOG(\rho_{1680})^{-1}}{LOG(\rho_{1510})^{-1} + LOG(\rho_{1680})^{-1}} \quad (5.19)$$

Als kombinierter Stressindex für Vegetation wird der *Disease Water Stress Index* 5 (DWSI5) verwendet, welcher auf generellen Anzeichen für Pflanzenstress wie reduzierte Chlorophyllabsorption, Einbruch der Pflanzenstruktur im NIR sowie der von Pflanzenwasser beeinflussten Reflexion im SWIR1 basiert (Apan u. a. (2004)). Weitere Stressindices nach Carter (1994) wurden getestet, aber auf Grund der schlechteren Trennung der Klassen verworfen. Der für die Anwendung im Rahmen dieser Arbeit besser geeignete DWSI5 berechnet sich nach

$$DWSI5 = \frac{\rho_{803} + \rho_{549}}{\rho_{1659} + \rho_{681}} \quad (5.20)$$

Auf einer empirischen Regression zwischen Reflexion und Bedeckungsgraden basieren die SWIR-Indices nach Lobell u. a. (2001). In dieser Arbeit werden der SWIR-Litter-Index (SWIRLI) sowie der SWIR-Soil-Index (SWIRSI) verwendet. Diese Indices basieren auf den Relationen von Ton- und Holozellulose-Absorptionstiefen zu einem Referenzband und berechnen sich nach

$$SWIRLI = 3.87 * (\rho_{2210} - \rho_{2090}) - 27.51 * (\rho_{2280} - \rho_{2090}) - 0.20 \quad (5.21)$$

und

$$SWIRSI = -41.95 * (\rho_{2210} - \rho_{2090}) + 1.24 * (\rho_{2280} - \rho_{2090}) + 0.64 \quad (5.22)$$

Für die Verwendung zur Charakterisierung von Spektren liefern diese beiden Indices gute Ergebnisse. Hinsichtlich der quantitativen Ableitung von Bedeckungsgraden waren die Ergebnisse dieser Indices bei Tests mit simulierten Daten (basierend auf Feldspektren des Cabo de Gata) allerdings nur mäßig (vgl. Kap. 5.5 für besser geeignete Regressionsmodelle). Daher sollten die berechneten Bedeckungsgrade nur qualitativ ('gering - mittel - hoch') und nicht als absolute Abundanzen angesehen werden.

Für Böden wird in dieser Studie primär der Tongehalt parametrisiert, wobei auch hier die Absorptionstiefe über einen Bandindex berechnet wird:

$$clay = 0.5 * (\rho_{2135} + \rho_{2240}) - \rho_{2195} \quad (5.23)$$

Als weiteres Datenprodukt wird auch der Eisengehalt im Boden abgeleitet. Doch da diese Parametrisierung im Gegensatz zu Ton sehr stark durch Vegetation beeinflusst wird, erfolgt keine Verwendung in der Entmischungsmethodik. Auf Grund der möglichen Asymmetrie und Breite der sich überlagernden Banden um  $0,9 \mu m$  erfolgt die Berechnung als Minimalwert im kontinuum-normierten Spektrum zwischen  $0,76$  und  $1,176 \mu m$ .

Diese Ergebnisse sind weitgehend konsistent mit den Ergebnissen vergleichender Studien (Zarco-Tejada u. a. (2005); Sims und Gamon (2002) sowie die Übersicht in Ustin u. a. (2005)), wobei nochmals hervorzuheben ist, dass in dieser Studie nur eine relative Abschätzung benötigt wird. Weiterhin ist die Übertragbarkeit der Indices auf Grund variierender Pflanzenarten und Bestandsparameter nicht notwendigerweise gegeben. Eine schematische Übersicht über die letztendlich verwendeten Wellenlängen ist in Abb. 5.5 zu finden. Anzumerken ist, dass Indexbänder, welche weniger als  $\sim 20 nm$  von einem weiteren Indexband entfernt liegen, aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht dargestellt sind. Die von den Indices verwendeten Wellenlängen decken sich weitgehend mit den Studien von Thenkabail u. a. (2004), in welchen auf Basis von Feldspektren verschiedener afrikanischer Savannenökosysteme die zur Charakterisierung und Klassifikation optimalen Wellenlängen statistisch ermittelt werden. Hinsichtlich der konkreten Umsetzung ist anzumerken, dass Wellenlängenintervalle statt Einzelbänder verwendet werden, um die Übertragbarkeit auf Daten weiterer Sensoren mit abweichenden Zentrumswellenlängen und Bandbreiten sicherzustellen. Weiterhin führt das Fehlen eines Kanals im definierten Wellenlängenintervall zum automatischen Ausschluss des Index für nachfolgende Prozessierungsschritte.

Auch wenn Pflanzenwasser-Indices wie z. B. Normalized Difference Water Index (NDWI) oder Normalized Difference Water Index - Mid Infrared (mIR-NDWI) (vgl. Gao (1996)) gute Ergebnisse erzielen, so werden sie trotzdem nicht in dieser Arbeit verwendet. Denn Bildspektren sind in den für diese Indices nötigen Wellenlängenbereichen stark durch atmosphärischen Wasserdampf beeinflusst, und auch Bodenwasser weist eine Absorption in diesen Bereichen auf. Somit wäre der Nutzen dieser Indices stark begrenzt, falls Niederschlagsereignisse mit geringem zeitlichen Abstand vor

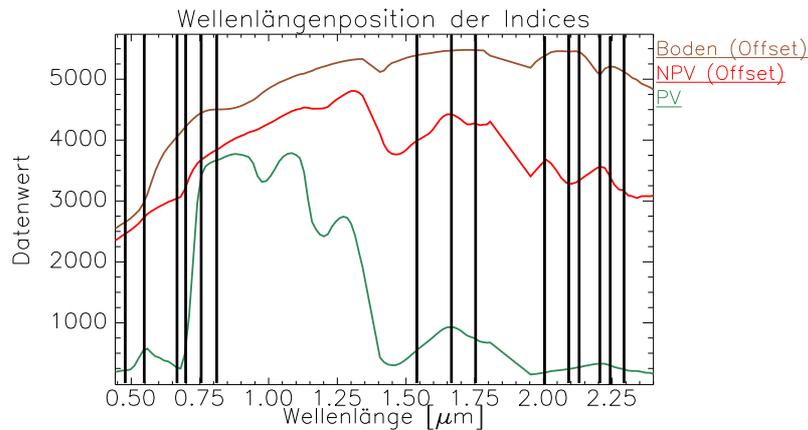


Abbildung 5.5: Übersicht über die Bandpositionen der verwendeten Indices. Eng benachbarte Indexbänder sind zwecks Übersichtlichkeit nicht dargestellt.

der Befliegung zu kurzfristigen Veränderungen im Wassergehalt von NPV und Oberboden führen. Vegetationsindices, welche eine explizite Anpassung an den Bodentyp benötigen, finden keine Verwendung (so z. B. die verschiedenen Variationen des Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI), u. a. in Huete (1988)). Ebenso wurden Indices zur Ermittlung des LAI zur Trennung PV-NPV nicht berücksichtigt, da PV nicht notwendigerweise höhere LAI-Werte wie NPV aufweisen muss, auch wenn dies empirisch für die in dieser Studie verwendeten Feldspektren zutrifft.

## 5.4. Eigentliche Entmischung

Im Folgenden wird zuerst die prinzipielle Umsetzung der MESMA-Entmischung dargestellt, und anschließend die Neuerungen sowie Details der  $\mu$ MESMA-Methodik näher beschrieben.

### 5.4.1. Umsetzung des MESMA-Konzepts

Die einfachste Umsetzung des MESMA-Konzepts besteht in der sequentiellen Entmischung eines Pixels mit allen möglichen EM-Kombinationen (alle Kombinationen von je 2, 3, ... , n EM). Da dies zu einem immensen Rechenaufwand und bei zunehmend komplexeren EM-Modellen zu einer stetig schlechteren Konditionierung führt, wird in der Praxis bei allen MESMA-Ansätzen eine Einteilung der EM nach Klassen vorgenommen (siehe Kap. 3.4).

Im konkreten Beispiel wird ein Pixel aus einer PV-, einer NPV- sowie einer Boden-Komponente modelliert, folglich setzt sich das EM-Modell aus je einem EM der Klasse PV, NPV und Boden zusammen. Die Einteilung der EM nach Klassen erfolgt, wie in Kap. 5.3.1 beschrieben, durch merkmalsbasierte Klassifikation der EM. Nach der

Entmischung aller zwischen den Klassen möglichen EM-Kombinationen erfolgt die Betrachtung des jeweiligen Modellfehlerterms (Glg. 3.12). Letztendlich wird das Mischungsmodell verwendet, welches den geringsten RMS-Modellfehler aufweist, und die damit berechneten Abundanzen werden dem Pixel zugewiesen. Dieses Vorgehen entspricht den MESMA-Ansätzen von Roberts u. a. (1998) und Asner und Lobell (2000), und stellt die Basis aller MESMA-Ansätze dar.

Auch in  $\mu$ MESMA ist dieser 'Brute-Force'-Ansatz mit RMS-Fehler als Modellauswahlkriterium implementiert, wird aber im Folgenden um neue Optionen erweitert. Die maximale Anzahl an EM-Klassen ist im vorgestellten Ansatz auf 4 Klassen sowie eine zusätzliche Schattenkomponente beschränkt, wobei auch eine Erweiterung der Klassenzahl möglich ist. Die maximale EM-Anzahl sowie die Bildgröße werden durch kachelweise Bearbeitung sowie temporäre Auslagerungsdateien nur vom Systemspeicher limitiert, wobei die EM-Anzahl in der Praxis durch die stark ansteigende Rechenzeit eingeschränkt wird.

#### 5.4.2. Lösungsalgorithmen

Zur Lösung des überbestimmten Mischungsmodells wurden in dieser Arbeit die drei verschiedenen Lösungsalgorithmen SVD, Pseudo-Inverse sowie BVLS getestet; die theoretischen Grundlagen hierzu sind in Kap. 3.3.2 dargestellt.

Zum Einsatz kommen die IDL-Implementierung des BVLS-Algorithmus von Cappellari (2001), die in Kap. 3.3.2 dargestellte Pseudo-Inverse sowie die SVDC-Routine von IDL. Bei letzterer erfolgt die Berechnung unter zusätzlicher Eliminierung aller geringen Singulärwerte (Betragswerte unter  $1 * 10^{-5}$ ), wie zur stabilen Lösung in ITT Industries Inc. (2006) vorgeschlagen. Die Schrankenwerte des BVLS-Algorithmus werden für alle Abundanzen auf den Wertebereich  $0 \leq f \leq 1$  festgesetzt; eine Lockerung des erlaubten Abundanz-Wertebereichs auf  $-0,1 \leq f \leq 1,1$ , wie z. B. in Okin u. a. (2001) verwendet, wurde nach Tests für diesen Lösungsalgorithmus verworfen. Der Grund hierfür liegt darin, dass diese geringfügig gelockerten Schrankenwerte keine signifikante Auswirkung auf die ermittelten Ergebnisse hatten (siehe Kap. 6.2.3).

Um die Rechenzeit zu reduzieren, wird für die erste Iteration (EM-Auswahl) die Lösung des Gleichungssystems durch die Pseudoinverse bestimmt (siehe hierzu Kap. 6.2.3). Auch werden bei diesem Lösungsalgorithmus keine Beschränkungen für den Wertebereich der Abundanzen eingesetzt; somit können mathematisch optimale, aber physikalisch unrealistische Lösungen leicht identifiziert und ausgeschlossen werden. Auch erfolgt bei dieser Iteration eine wissensbasierte iterative Auswahl der EM.

Die eigentliche Berechnung der Abundanzen während der Hauptiteration und der 'Nachbarschafts-Iteration' erfolgt durch den präziseren BVLS-Algorithmus, wobei hier sämtliche Rahmenbedingungen Beachtung finden. Auch ist nochmals hervorzuheben, dass der BVLS-Algorithmus implizit die Reduzierung der EM-Modelle beinhaltet, also neben 3-EM-Modellen auch 2-EM- und 1-EM-Modelle als Lösung in Frage kommen (vgl. Kap. 3.3.2).

### 5.4.3. Berücksichtigung mathematischer Rahmenbedingungen und linearer Abhängigkeiten

Um lineare Abhängigkeiten in der EM-Matrix (und somit schlecht konditionierte Probleme) zu verhindern, erfolgt vor der Entmischung die Berechnung der Konditionierung aller Kombinationen aus jeweils 2 und 3 EM. Die Berechnung erfolgt wie in Kap. 3.3.2 dargestellt, wobei die Euklidische Norm zur Berechnung verwendet wird. Als kritisch werden nach Tests mit spektral ähnlichen und unähnlichen EM-Bibliotheken alle 2-EM-Modelle mit einer Konditionierung  $\kappa > 18$  sowie 3-EM-Modelle mit  $\kappa > 53$  angesehen (vgl. Kap. 6.2.3).

Zusätzlich erfolgt die ebenso in Kap. 3.3.2 dargestellte Betrachtung der Eigenwerte der EM-Korrelationsmatrix, um anhand eines zweiten Kriteriums lineare Abhängigkeiten zwischen EM zu erfassen. Die Speicherung dieser schlecht konditionierten respektive linear abhängigen und somit nicht erlaubten EM-Kombinationen erfolgt in Form einer Liste, welche sich auch manuell um im Vorhinein ausschließbare Modelle erweitern lässt. Diese Vorgehensweise lässt sich somit flexibel zur Reduzierung der EM-Kombinationen einsetzen, sobald bestimmte Materialkombinationen innerhalb eines Pixels ausgeschlossen werden können.

### 5.4.4. Identifikation sinnvoller Mischungsmodelle durch Residualanalyse

Alle hier vorgestellten sowie die meisten publizierten Algorithmen lösen das lineare Mischungsmodell unter Minimierung des kleinsten quadratischen Fehlers im Residualterm, zum Teil unter Berücksichtigung von Rahmenbedingungen (Glg. 3.9, 3.10). Bei dieser Vorgehensweise werden alle Kanäle gleich gewichtet, und die Unterschiede in der Gesamt-Albedo zwischen dem zu entmischenden Spektrum und dem EM-Modell werden minimiert. Da die meisten der hier verwendeten Absorptionsbanden zwischen 60 und 100nm breit sind und somit 4-7 HyMap-Bänder umfassen, geht die akkurate Entmischung dieser Bereiche nur schwach in die Gesamtoptimierung des bis zu 126 Kanäle umfassenden HyMap-Mischungsmodells mit ein.

Zur besseren Einschätzung der Größenordnung sind in Abb. 5.6 zwei Beispiele illustriert: der Unterschied zwischen einem Bodenspektrum ohne Ton und dem ansonsten identischen mit einer typischen Ton-Absorptionsbande um  $2,2\mu m$  mit 10nm Breite und einer Absorptionstiefe von 4% Reflexion absolut beträgt rund 0,3% der Gesamtalbedo. Die Differenz bei gleichförmiger Absenkung der Albedo um 1% absolut über alle Wellenlängen hingegen führt in diesem Fall zu einer Änderung von 2,9% in der Gesamtalbedo.

Da sich der RMS-Fehler des Mischungsmodells als quadratischer Mittelwert der spektralen Unterschiede berechnet, wird ersichtlich, dass primär Unterschiede in der Gesamtalbedo bei der Entmischung minimiert werden. Somit werden durch die Verwendung des RMS-Fehlers als alleinigem Optimierungskriterium auch bei der MESMA-Entmischung feine spektrale Unterschiede nicht berücksichtigt. Daher wird

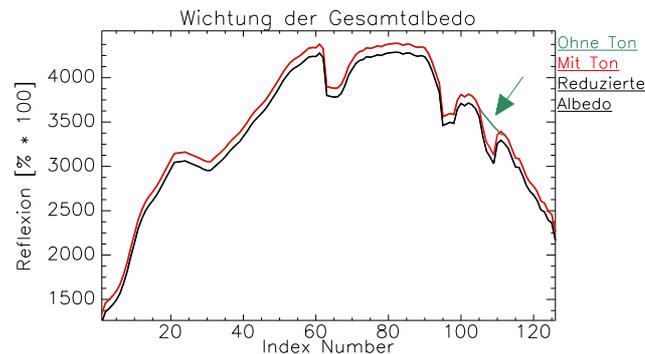


Abbildung 5.6: Einfluss von spektralen Änderungen auf die Gesamtalbedo.

im Folgenden eine Erweiterung vorgestellt, welche die Beachtung der thematischen EM-Information zur Identifikation sinnvoller Mischungsmodelle ermöglicht. Kernpunkt der Methodik ist die Analyse des Residuums, welches sich nach der Entmischung mit einer ersten EM-Kombination nach Glg. 3.11 berechnet. Vorweggenommen erfolgt die Kombination der verschiedenen Ansätze zur Bewertung des Mischungsmodells zu einem Gesamtmaß. Dieses ist als negatives Maß formuliert, d. h. es wird die Verletzung von Kriterien gewertet.

Das erste Kriterium ist das Auftreten von Merkmalen im Residuum. In diesem Fall spielt es keine Rolle, ob es sich um eine Über- oder Unterschätzung handelt und wie stark dieses Merkmal ausgeprägt ist. Liegt jedoch die relative Stärke des Merkmals im Größenbereich des Sensorrauschens, so wird dieses Merkmal verworfen. Anschließend wird die Anzahl von Hoch- und Tiefpunkten im Residuum bestimmt, wobei nur Wellenlängenbereiche verwendet werden, welche außerhalb von Wasserbanden liegen; ebenso werden alle Bänder verworfen, welche durch die verwendete Savitzky-Golay-Filterung nicht berücksichtigt werden. Dies umfasst bei einer Filtergröße von  $n$  Bändern jeweils  $n$  Bänder vor und nach Unstetigkeiten im Signal. Die letztendliche Anzahl an Hoch- und Tiefpunkten im Residuum stellt ein erstes Indiz für die Güte der Entmischung dar, da diese Bereiche bei der Optimierung des Gesamtfehlers unberücksichtigt blieben. Folglich wird diese Anzahl mit geringer Gewichtung auf das Fehlermaß aufgerechnet.

Von höherer Aussagekraft sind jedoch *identifizierbare* Merkmale im Residuum. Denn lässt sich mit dem aktuellen EM-Modell ein spektrales Merkmal nicht oder nur unzureichend modellieren, so ist dies im Residuum ebenso als spektrales Merkmal sichtbar. Dies ist gleichzusetzen mit einer *thematischen* Information über das aktuelle Mischungsmodell, was Rückschlüsse über die Güte der verwendeten EM erlaubt, und somit als Auswahlkriterium für ein geeignetes EM dienen kann. Entsprechend der Klassifikation von Reflexionsspektren kann über die Verwendung von spektralen Merkmalen die Klassifikation des Residuums erfolgen.

Das Vorgehen entspricht prinzipiell dem in Kap. 5.3.1 und 5.3.2 beschriebenen. Statt der Aufteilung in diagnostische und optionale Merkmale erfolgt die unterschiedliche Wertung. Denn tritt das zur Trennung von Boden und NPV diagnostische Merkmal einer Holozellulosebande auch im Residuum auf, so sind entweder die Anteile von NPV und Boden im Pixel falsch, oder es liegt ein NPV-EM mit einer zu geringen oder zu starken Holozelluloseabsorption vor.

Der erstgenannte Fall führt zu falschen Entmischungsergebnissen und sollte absolut vermieden werden, d. h. es erfolgt ein hoher Aufschlag auf das Fehlermaß. Hinsichtlich des letztgenannten Falls werden im Zuge des 'Brute-Force'-Ansatzes von MESMA alle EM-Kombinationen zur Entmischung berechnet; es wird letztendlich das Modell mit dem geringsten Gesamtfehler und somit das am besten passende EM-Modell verwendet. Neben der Holozelluloseabsorption um  $2,1\mu m$  gehen weiterhin die Banden von Ton ( $2,2\mu m$ ) sowie Chlorophyll (um  $0,65\mu m$ ) als diagnostische Banden mit hoher Wichtung in das Fehlermaß ein; geringer gewichtet werden Absorptionsbanden von Eisen, der GreenPeak, die Chlorophyllbande um  $0,5\mu m$  sowie verschiedene NPV-Banden um  $1,76\mu m$ .

Neben diesen spektralen Merkmalen geht weiterhin der RMS-Fehler in das Fehlermaß mit ein, wobei der SWIR2-Bereich auf Grund seiner Bedeutung hinsichtlich der Themenstellung doppelt gewichtet wird. Nachfolgend wird die Einhaltung der einzelnen Rahmenbedingungen (Glg. 3.9 und 3.10) abgetestet, um Mischungsmodelle mit physikalisch unrealistischen Abundanzwerten zu vermeiden. Einzelne Abundanzwerte über 100% und unter -10% führen zu einem 10%-igen Aufschlag auf das Fehlermaß, eine Verletzung des Kriteriums um über 25% führt zu einem zusätzlichen 10%-igen Aufschlag. Ebenso erfolgen bei Verstößen gegen das Summenkriterium Aufschläge zwischen 20% und 50% auf das Fehlermaß. Abschließend geht die Residualanalyse mit Aufschlägen von maximal 100% in das Fehlermaß ein. Durch die Verwendung von *relativen* Aufschlägen passt sich das Maß dynamisch an die jeweilige Szene an. Die Wichtung der einzelnen Kriterien ermöglicht ein statistisch gesehen robustes Verhalten des Maßes, wobei für andere Fragestellungen eine andere Gewichtung sowie weitere Absorptionsbanden gewählt werden können.

Nach Abschluss der Berechnung aller EM-Kombinationen wird das Modell mit dem geringsten Gesamtfehler ausgewählt, und die ermittelten Abundanzen, die verwendeten EM, der RMS-Fehler sowie das Fehlermaß für das Pixel übernommen. Da sich das verwendete Maß aus einer Kombination von unterschiedlich gewichteten Kriterien zusammensetzt, kann dies nur sehr schwer in die zu optimierende Funktion integriert werden (vgl. Glg. 3.12).

Die Integration einer zusätzlichen Zielfunktion sowie weiterer Rahmenbedingungen ist zwar theoretisch möglich, die technische Umsetzung hinsichtlich der Wichtung verschiedener Kriterien sowie hinsichtlich der zwingenden Erfüllung von weiteren Rahmenbedingungen ist auf Grund der Erfahrungen mit den vorgestellten Algorithmen aber als sehr diffizil anzusehen. Beispielfhaft sind die seltene Verletzung der oberen Abundanzschränke beim BVLS-Algorithmus, sowie die häufige Verletzung des Sum-

menkriteriums bei allen Lösungsalgorithmen zu nennen. Die Bewertung und letztendliche Auswahl der Mischungsmodelle nach der eigentlichen Entmischung ist somit in der Praxis sinnvoller.

Die von García-Haro u. a. (2005) vorgeschlagene Mischmodellbewertung durch Hinzunahme des Kollinearitätsfaktors (vgl. Annex C) ist im vorgestellten Ansatz nicht notwendig. Dieser Faktor ermöglicht die Vergleichbarkeit von Mischungsmodellen mit unterschiedlicher EM-Anzahl. Durch die Verwendung des BVLS-Algorithmus in  $\mu$ MESMA werden automatisch alle möglichen EM-Modelle mit geringerer EM-Anzahl berücksichtigt und das am besten geeignete direkt ausgewählt (Kap. 3.3.2), eine nachträgliche Bewertung ist somit überflüssig.

#### 5.4.5. Iterative EM-Auswahl

Die im vorigen Kapitel beschriebene Residualanalyse lässt sich in abgewandelter Form auch zur Vorauswahl potentiell geeigneter EM-Modelle und somit zur Reduzierung des Rechenaufwands verwenden. Als Hauptunterschied werden hierbei nur spektrale Merkmale getestet, welche nahezu ausschließlich in einer Materialgruppe auftreten. Hierbei sind neben der Identifikation eines Merkmals im Residuum zusätzlich die 'Richtung' (Über- resp. Unterschätzung) und Größe dieser Abweichung zu berücksichtigen. Die Methodik dieser Parametrisierung ist in Kap. 5.3.2 beschrieben. Ist nun die Art und Größe der Abweichung bekannt, kann anhand der parametrisierten Merkmale ein potentiell besser geeigneter EM-Kandidat bestimmt werden, und mit diesem erneut entmischt werden (vgl. Ablaufschema in Abb. 5.7).

Als erster Schritt erfolgt die Einordnung der EM anhand von schmalbandigen Indices. Für diesen Zweck haben sich DWSI5, mND705 und – mit geringerer Gewichtung – PRI zur Kennzeichnung von grüner Vegetation, CAI, NDNI und SWIRLI für nicht photosynthetisch aktive Vegetation sowie einzig 'clay' für Böden als geeignet erwiesen (vgl. hierzu auch Kap. 6.2.2). Durch diese Indices wird die Einordnung von PV nach den Absorptionscharakteristika von Chlorophyll und weiteren photochemisch aktiven Pflanzeninhaltsstoffen sowie nach sensitiven Stressindikatoren erreicht. NPV wird nach Zelluloseabsorption sowie Stressindikatoren im SWIR, Boden nur nach Tongehalt eingeordnet. Um die relativen Wertebereiche der Indices zu vereinheitlichen, erfolgt eine Minimum-Maximum-Normierung basierend auf Indexwerten der zur Entmischung verwendeten EM nach

$$Index_{normiert} = \frac{Index - MIN(Index)}{MAX(Index) - MIN(Index)} \quad (5.24)$$

Wird nun bei der Entmischung im Residuum ein Merkmal identifiziert, welches im Wellenlängenbereich der betrachteten Indices auftritt, erfolgt die Berechnung des entsprechenden Index für das Residuum. Wiederum werden Änderungen im Spektrum in der Größenordnung des Sensorrauschens verworfen. Durch Speicherung der ursprünglichen Normierungsfaktoren kann der Indexwert des Residuums nachfolgend normiert,

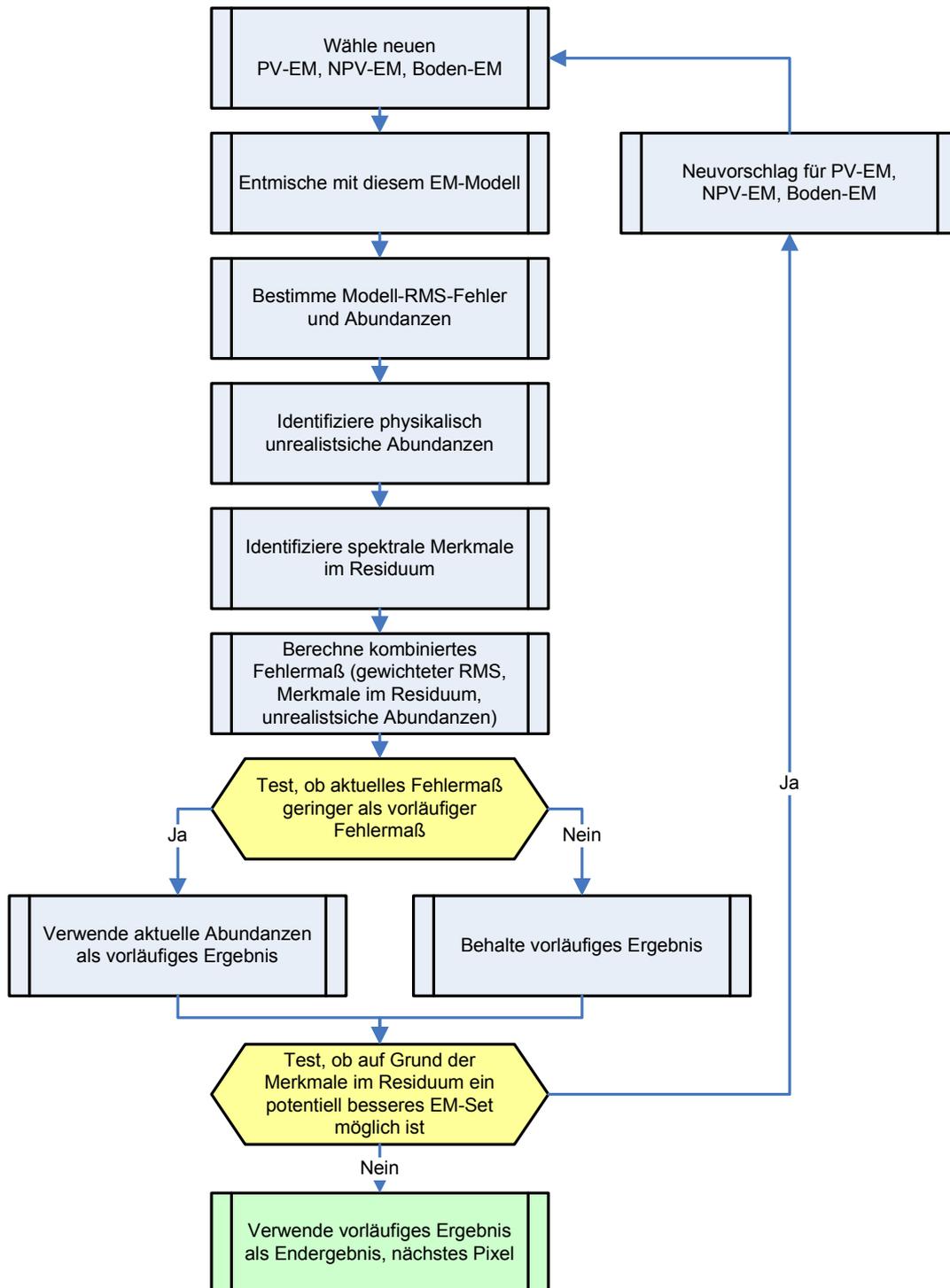


Abbildung 5.7: Ablaufdiagramm der iterativen MESMA-Entmischung.

und mit den Indexwerten der EM verglichen werden. Dies geschieht zuerst für die Klasse Boden, dann für NPV und zuletzt für PV, um Mehrdeutigkeiten betreffend der Indexwerte von Vegetation (PV und NPV) zu reduzieren.

Da mehrere Indexwerte für eine Klasse Verwendung finden, erfolgt die Addition der Differenzwerte für diese Indexwerte; durch die Normierung sind die Wertebereiche der Indices angeglichen, und fließen somit zu gleichen Teilen in die Differenz mit ein. Zusätzlich können *Wichtungsfaktoren* für die verschiedenen Indices für eine Optimierung des Ansatzes vergeben werden. Nachfolgend wird der EM mit der geringsten gewichteten Differenz als EM für die nächste Iteration vorgeschlagen, sofern sich hierdurch kein schlecht konditioniertes EM-Modell ergibt. Der letztgenannte Punkt ist zwingend erforderlich, um das Auftreten von linear abhängigen EM-Modellen zu vermeiden.

Falls für alle Klassen der aktuell verwendete EM bereits den optimalen Fall darstellt, also keine Verbesserung des Mischungsmodells mehr möglich ist, terminiert die EM-Auswahl, und das nächste Bildpixel wird bearbeitet. Eine Beendigung dieses iterativen Prozesses findet auch statt, wenn eine Höchstzahl an Iterationen ohne Terminierung durchlaufen ist. Wie bereits in Kapitel 4.1 dargestellt, ist das primäre Ziel dieses Ansatzes die schnelle Ermittlung der besten EM für ein Pixel; somit erfolgt die Berechnung durch den schnellsten Algorithmus, die Pseudo-Inverse. Eine exakte Berechnung unter möglicher Zunahme von weiteren Szenen-EM erfolgt anschließend in einem zweiten Durchgang.

#### 5.4.6. Berücksichtigung räumlicher Nachbarschaften

Für die stark heterogenen semi-ariden Räume variieren sowohl die Bedeckungsgrade als auch die Pflanzenarten von Pixel zu Pixel; als relativ konstant kann aber der Bodentyp angesehen werden. Unter der Prämisse, dass sich der Bodentyp und somit seine spektrale Ausprägung nur stetig und über größere Entfernungen verändert, sollte für jedes Pixel innerhalb einer Nachbarschaft derselbe Bodentyp vorliegen und somit zur Entmischung verwendet werden. Ist dies nicht der Fall, kann entweder ein mathematisch optimales, aber thematisch unpassendes Mischungsmodell für dieses Pixel ausgewählt worden sein, oder es liegt tatsächlich eine andere Ausprägung des Bodens vor. Um diese beiden Fälle unterscheiden zu können, und letztendlich das thematisch sinnvollste Mischungsmodell auszuwählen, bedarf es einer weiteren Entmischungsiteration.

Konkret bedeutet dies, dass innerhalb einer Nachbarschaft von 5 auf 5 Pixel (entsprechend 20m auf 20m für die HyMap-Beispieldaten) die Bestimmung des bei der vorherigen Entmischung am häufigsten verwendeten Boden-EMs erfolgt. Falls das Zentralpixel nicht mit diesem Boden-EM entmischte wurde, erfolgt die erneute MESMA-Entmischung unter Verwendung des häufigsten Boden-EMs. Falls das kombinierte Fehlermaß dieser Entmischung nur unwesentlich höher ist, erfolgt die Auswahl dieses Mischungsmodells für das Pixel. Das Kriterium hierfür errechnet sich nach dem mittleren Szenen-Fehler minus  $2x$  die Fehler-Standardabweichung (aber mindestens 5 Einheiten des kombinierten Maßes) und passt sich somit dynamisch an jede

Szene an. Vereinfacht umfasst die Nachbarschaftsiteration die im Ablaufschema in Abb. 5.8 dargestellten Punkte.

Da sich der Bodentyp in der Regel stetig verändert, muss keine nähere Analyse der EM innerhalb der Maske erfolgen. Für Anwendungen mit scharf abgegrenzten, diskreten Objekten lässt sich die Nachbarschaftsanalyse dahingehend für alle EM-Klassen erweitern, dass innerhalb der Maske mittels Kantensuche oder unüberwachter Klassifikation segmentiert wird, und über spektrale Ähnlichkeitsmaße die Zugehörigkeit des zentralen Elements zu den Segmenten getestet wird. Anschließend wird mit dem im passenden Segment dominierenden EM entmischt und gegebenenfalls die sich ergebenden Abundanzen übernommen.

## 5.5. Entwurf eines Gütemaßes

Ein Gütemaß zur Bewertung der Entmischungsergebnisse kann immer nur eine Abschätzung auf Grund von Indizien sein, denn falls eine bessere Methode oder ein besser passendes Modell zur Verfügung stehen würde, käme sinnvollerweise dieses zur eigentlichen Berechnung zum Einsatz.

Das einfachste Indiz hierfür stellen Pixel dar, welche bereits in der Qualitätsbewertung der Vorprozessierung als 'fehlerhaft' detektiert wurden, wie es z. B. für Sättigung, Wolkenschatten und andere Effekte standardmäßig in der Prozessierkette für flugzeuggetragene Hyperspektraldaten am DLR in Form von QualityFlags geschieht. Hinsichtlich der Güte der eigentlichen Entmischung stellt die Bewertung des Mischungsmodells (Kap. 5.4.4) eine wesentliche Grundlage dar, da bereits hier schlechte Mischungsmodelle durch eine Kombination von hohem Modellierungs-RMS-Fehler und dem Auftreten von spektralen Merkmalen im Residuum auffallen.

Auch lässt sich die zur iterativen EM-Auswahl benutzte Identifizierung dieser Residualmerkmale einsetzen, um ein erstes Indiz über die Art des Fehlers zu erhalten. Denn eine Überschätzung des Tonanteils im letztendlich ausgewählten Mischungsmodell legt einen Bodentyp nahe, welcher nicht durch einen passenden EM abgebildet wurde, und somit dürfte die Genauigkeit der ermittelten Abundanzen reduziert sein.

Diese beiden Informationsquellen (Gesamtbewertung des Mischungsmodells und die thematische Information der Abweichung) werden zusammen mit einem unabhängigen Abundanz-Erwartungswert ausgewertet; letzterer basiert auf empirischen Regressionsmodellen, welche auf Basis von Feldspektren und Simulationsrechnungen erstellt wurden, und nur bedingt übertragbar sind. Ergibt sich ein konsistentes Bild bei allen Faktoren, so kann eine sichere Bewertung vorgenommen werden; so ist zum Beispiel eine hohe Zuverlässigkeit des Entmischungsergebnisses zu erwarten, wenn nur ein niedriger Gesamtmodellfehler, keine identifizierbare Information im Residuum sowie eine geringe Abweichung von den empirischen Erwartungswerten vorliegen.

Schlussendlich fließt der lokale Einfallswinkel als weiterer limitierender Faktor mit ein, wobei ein niedriger Einfallswinkel und somit ein ausgeprägter Kulisseneffekt die Güte der Entmischung weiter reduziert.

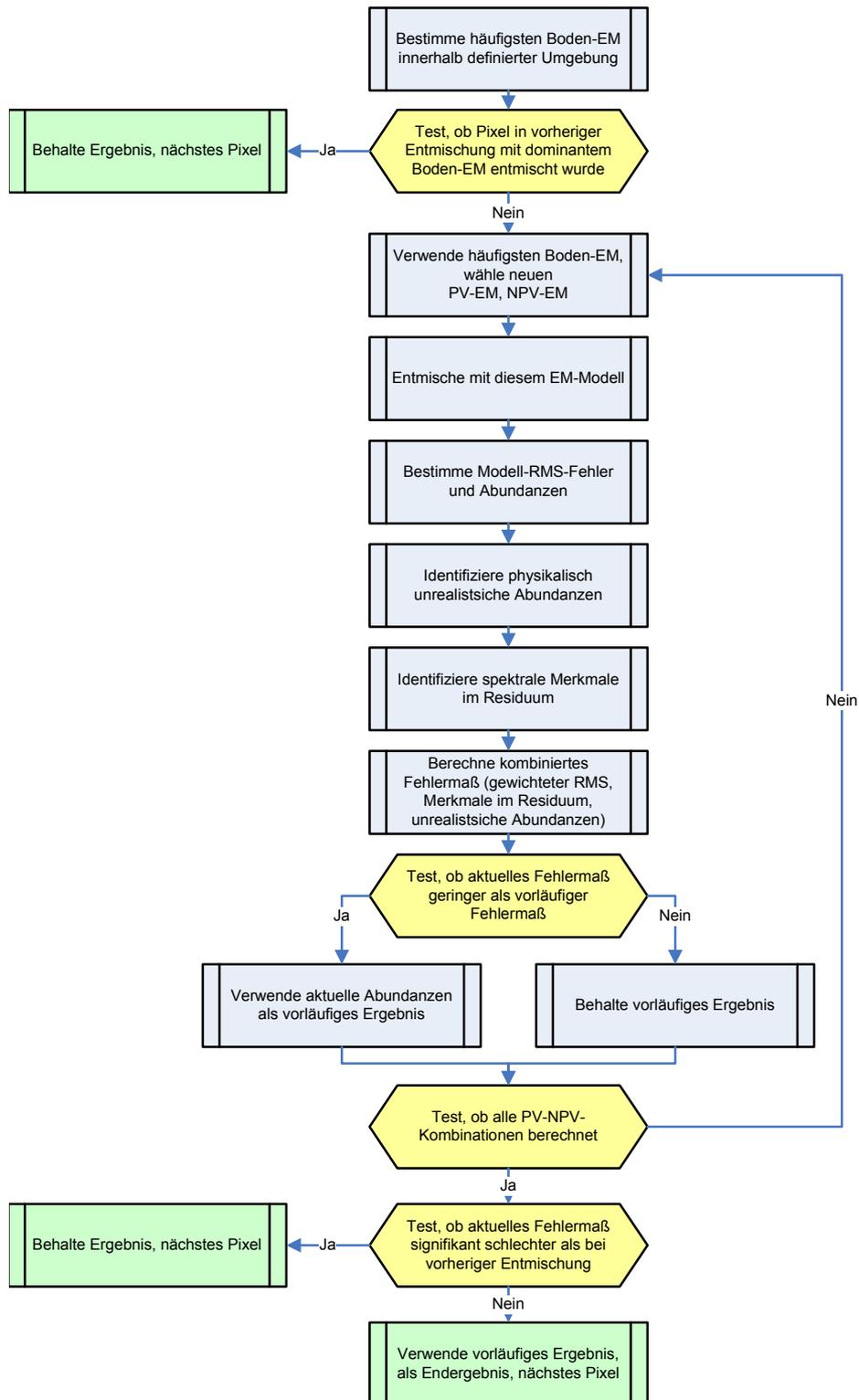


Abbildung 5.8: Ablaufdiagramm der MESMA-Entmischung unter Berücksichtigung räumlicher Nachbarschaften.

### Bewertung des Mischungsmodells

Als erstes soll auf die Nutzung des Mischungsmodells zur Abschätzung der Entmischungsgüte näher eingegangen werden. Die Basis stellt das oben vorgestellte Maß zur Modellauswahl dar, welches sowohl den Gesamtmodellfehler (RMS-Fehler des Mischungsmodells) als auch die Residualanalyse enthält (siehe Kap. 5.4.4). Hohe Werte deuten hierbei auf einen hohen Restfehler bei der Modellierung hin, was als Indiz für ungenaue Abundanzen dient. Hierbei ist auch die räumliche Interpretation des Fehlermaßes hilfreich; denn das Auftreten von größeren zusammenhängenden Bildbereichen mit hohem Fehler lässt auf fehlende EM schließen, wohingegen das Auftreten einzelner Pixel mit hohem Fehler zumeist durch Anomalien (Sättigung, spektrale Fehler) oder 'exotische Klassen' (Autodächer, Kunststoffplanen) verursacht wird.

Weiterhin findet die Parametrisierung der Abweichung entsprechend Kap. 5.4.5 Verwendung, wobei hierbei die Ausgabe einer thematischen Information (z. B. 'Überschätzung des Tonanteils') als eigenständige Karte erfolgt. Diese Information kann anschließend durch den Nutzer interpretiert und gegebenenfalls zur manuellen Auswahl von EM benützt werden.

### Nutzung empirischer Zusammenhänge

Als alternatives Verfahren zur Ableitung von Bodenbedeckungsgraden kommen empirische Regressionen zum Einsatz, welche Feldmessungen an spektrale Merkmale koppeln. Die Regressionsgleichungen in dieser Arbeit wurden auf Basis der Szenensimulation ermittelt.

Eine solche empirische Regression ist streng genommen nur für die zu Grunde liegenden Daten gültig; durch die Verwendung von Feldspektren verschiedener Testgebiete und phänologischer Zeitpunkte sollte die Übertragbarkeit und somit Gültigkeit dieses Maßes für weitere Szenen prinzipiell gegeben sein. Die Genauigkeit und Aussagekraft des Regressionsmodells ist aber durch dieses Vorgehen reduziert, sodass dieses Maß allein nur als *Indikator* für falsche Entmischungsergebnisse dienen kann. Die gemeinsame Betrachtung und Verknüpfung mit der oben beschriebenen Analyse und Bewertung des Mischungsmodells ist erforderlich.

Aus der Literatur ist eine relativ hohe Korrelation zwischen NDVI und dem PV-Bedeckungsgrad auch in Trockengebieten bekannt ( $R^2$ -Werte zwischen 0,5 und 0,8) (vgl. hierzu die aktuelle Diskussion in Xiao und Moody (2005)). Doch der Einfluss von LAI, Bodenhintergrund und Trockenmaterie kann diesen Zusammenhang negativ beeinflussen (z. B. in Lobell u. a. (2001); McGwire u. a. (2000)). Dennoch wird näherungsweise zur *Abschätzung* der PV-Abundanz ein breitbandiger NDVI eingesetzt, und die Regressionsgleichung auf Basis von Simulationen bestimmt zu

$$Abundanz_{PV,reg} = -0.13 + 1.33 * NDVI_{Breitband} \quad (5.25)$$

Als Vorgriff zur Verifikation in Kap. 6.2.4 lassen sich über den NDVI die Bedeckungsgrade von PV mit ordentlicher Genauigkeit berechnen (mittlerer Fehler um

13% Abundanz absolut); hinsichtlich der NPV-Bedeckungsgrade besitzt eine NDVI-basierte Regression keinerlei Aussagekraft ( $R^2$  unter 0,1), für Boden liegt nur eine schwache Korrelation vor ( $R^2$  um 0,5). Folglich muss für NPV und Boden ein empirisches Modell andere Spektralbereiche umfassen.

Ein weiteres Beispiel für die Nutzung empirischer Regressionen für PV, NPV und Boden ist in Lobell u. a. (2001) zu finden, wobei zwei der dort ermittelten SWIR-Indices in dieser Arbeit zur Parametrisierung von Spektren eingesetzt werden (siehe Glg. 5.21). Als Basis für eine empirische Regression für NPV- und Boden-Abundanzen wird aber in dieser Arbeit ein normiertes Ratio verwendet, in welches die Wellenlängenbereiche der SWIR2-Absorptionsbanden von Holozellulose und Ton eingehen. Dieses SWIR2-Ratio berechnet sich nach

$$Ratio_{SWIR2} = \frac{0.5 * (\rho_{2000} + \rho_{2200}) - \rho_{2100}}{\rho_{2100}} \quad (5.26)$$

Ein erstes Regressionsmodell wurde auf Basis von Tests ermittelt, wobei sich folgende Gleichungen ergaben:

$$Abundanz_{NPV,reg}^* = 34.03 + 236.06 * Ratio_{SWIR2} \quad (5.27)$$

sowie

$$Abundanz_{Boden,reg}^* = 32.80 - 212.77 * Ratio_{SWIR2} \quad (5.28)$$

Da sich die über Regressionsgleichungen berechneten Bedeckungsgrade nicht auf 100% aufsummieren, erfolgt für PV und NPV zur Verbesserung der empirischen Korrelation eine Korrektur, und somit ergibt sich

$$Abundanz_{NPV,reg} = \frac{Abundanz_{NPV,reg}^*}{Abundanz_{PV,reg} + Abundanz_{NPV,reg}^* + Abundanz_{Boden,reg}^*} \quad (5.29)$$

sowie

$$Abundanz_{Boden,reg} = \frac{Abundanz_{Boden,reg}^*}{Abundanz_{PV,reg} + Abundanz_{NPV,reg}^* + Abundanz_{Boden,reg}^*} \quad (5.30)$$

Durch dieses Regressionsmodell lassen sich für NPV deutlich verbesserte Abschätzungen der Bedeckungsgrade vornehmen, wie in Kap. 6.2.4 dargestellt.

### Berücksichtigung der Aufnahmegeometrie

Die Berechnung des lokalen Einfallswinkels (LocalInc) basiert auf den Fluglagedaten sowie einem Geländemodell. In einem ersten Schritt erfolgt die Ermittlung von Scanrichtung und Scanwinkel (sca) für jedes Bildpixel unter Berücksichtigung der momentanen Eigenbewegung der Plattform (Nicken, Gieren und Rollen des Flugzeugs); diese Berechnung ist Teil der Geometriekorrektur und liegt bei L2-Daten als Datensatz vor.

Anschließend wird der Hangneigungswinkel (slp) in Scanrichtung ermittelt; eine Hangneigung quer zur Scanrichtung verursacht keinen Kulisseneffekt und wird

folglich verworfen. Im flachen Terrain berechnet sich der lokale Einfallswinkel nach  $LocalInc = 90^\circ - sca$ , bei Blick in Hangrichtung nach  $LocalInc = 90^\circ - sca - slp$ , bei Blick gegen Hangneigung nach  $LocalInc = 90^\circ + sca - slp$ . Die Ermittlung, ob ein Hang in Blickrichtung oder dagegen geneigt ist, erfolgt unter Berechnung der Exposition (Winkel zu geographisch Nord) sowie der Rekonstruktion der Nadirlinie des Überflugs.

Unter Verwendung der Glg. 3.4 lässt sich bei bekannter mittlerer Höhe sowie mittlerem Durchmesser der Vegetation eine grobe Abschätzung des zusätzlichen Entmischungsfehlers vornehmen. Auch eine Korrektur um diesen Faktor ist generell möglich, doch bedeutet diese empirische Korrektur eine signifikante Veränderung der Entmischungsergebnisse. Somit erfolgt bei  $\mu MESMA$  die Angabe des Faktors als Bestandteil des Gütemaßes.

### **Nutzung der L2-DIMS-AIROS - Qualitätsmaße**

Die Qualität thematischer Fernerkundungsprodukte wird maßgeblich durch die Qualität der Daten selbst bestimmt. Deshalb erfolgte in den letzten Jahren verstärkt die Analyse der Rohdaten und der einzelnen Vorverarbeitungsschritte sowie die Darstellung der Ergebnisse in Qualitätsmaßen. Für die automatisierte Prozessierungskette flugzeuggetragener Hyperspektraldaten des DLR-DFDs erfolgt die pixelweise Angabe von Fehlerquellen wie Wolkenschatten, gesättigte oder ausgefallene Pixel, oder Bereiche mit instabiler Aufnahmegeometrie durch Turbulenzen während des Überflugs (Bachmann u. a. (2007a); Habermeyer u. a. (2005)). Diese in standardisierter Form automatisch erstellten 'QualityFlags' der atmosphären- und geometriekorrigierten L2-Daten können in  $\mu MESMA$  eingelesen und zusätzlich zur Bewertung der Entmischungsergebnisse verwendet werden.

## **5.6. Methodik zur Verifikation und Sensitivitätsanalyse**

Da das Gesamtkonzept der Verifikation basierend auf spektralen Simulationen bereits in Kap. 4.2 dargestellt ist, sollen im Folgenden nur einzelne Aspekte näher betrachtet werden.

### **5.6.1. Aufbau einer Simulationskette zur Erstellung spektraler Mischungen**

Die Simulation von Mischspektren basierend auf den Spektren reiner Materialien erfolgt streng linear gemäß Glg. 3.1 unter Vernachlässigung von Mehrfachstreuungsprozessen. Diese Effekte sind aber zu einem Teil implizit berücksichtigt, da die Eingangsdaten Feldspektrometermessungen auf *Bestandsebene* sind, und somit bereits nicht-lineare Reflexionsprozesse zwischen Vegetation und Boden sowie innerhalb des Bestands beinhalten. Nur bei der Verwendung von Spektralsignaturen einzelner Blätter

ohne Bodenhintergrund müssten für realistische Simulationen diese Effekte hinzuge-rechnet werden.

Ebenso kommen als weitere Fehlerquellen Simulationen für Sensorrauschen und Abschattungseffekte hinzu. Neben der Simulation von einzelnen Mischspektren erfolgt auch die Simulation von Bilddaten, damit auch Aspekte hinsichtlich der Einbeziehung von räumlichen Nachbarschaften validiert werden können.

### **Eingangsdaten und statistische Datenbasis**

Für korrekte Ergebnisse in diesen Tests müssen reine Spektren verwendet werden, welche zusätzlich alle typischen spektralen Ausprägungen der Testgebiete abdecken sollen. Da Bild-EM nicht notwendigerweise typisch und rein sind, erfolgt die Verwendung von Feldspektren als Eingangsdaten.

Als Eingangsdaten, an deren Erhebung der Autor mit beteiligt war, werden neben den Feldspektren der Meßkampagnen am Cabo de Gata 2003 und 2004 noch Feldspektren einer Meßkampagne 2005 in Calañas, Provinz Huelva, Andalusien, verwendet (vgl. Chabrillat u. a. (2004) bezüglich der Felderhebungen in Cabo de Gata, sowie Annex B bezüglich der Datenprozessierung).

Für weitere Tests hinsichtlich der Übertragbarkeit des Ansatzes kamen Spektren aus dem gesamten Mittelmeerraum zum Einsatz, welche in der MEDSPEC-Datenbank Preissler u. a. (1998) verfügbar sind, sowie Spektralmessungen von Elvidge (1990) und den Spektralbibliotheken der Johns Hopkins University (u. a. beschrieben in Salisbury u. a. (1994)), welche mit der ENVI-Software distributiert werden (ITT Industries Inc. (2006)).

Die statistische Datenbasis wird weiterhin durch die Anzahl der simulierten Mischungen bestimmt. Für jede Kombination aus je einem Spektrum für PV, NPV und Boden ergeben sich bei Abstufungen der Mischung um je 10% Abundanz insgesamt 66 Modelle, bei der Verwendung von Abstufungen zu je 1% bereits 5151 Modelle.

Die Anzahl der Simulationsmodelle als Funktion der Abstufungen und verwendeter Simulations-Spektren ist in Abb. 5.9 dargestellt. Durch die rapide ansteigende Anzahl der möglichen Kombinationen und somit auch der Simulationsmodelle werden für die meisten Datentests pro Durchgang jeweils 3 bis 5 Spektren pro Klasse zur Generierung gewählt, und die Simulation in Abstufungen von 10% Abundanz durchgeführt. Anschließend werden neue Spektren für jede Klasse ausgewählt, und ein neuer Testdurchgang erfolgt. Bezüglich der Simulation von Bilddaten zur Verifikation von SMACC werden entsprechend Bildgrößen von zumeist 500\*500 Bildpunkten pro Testdurchgang gewählt.

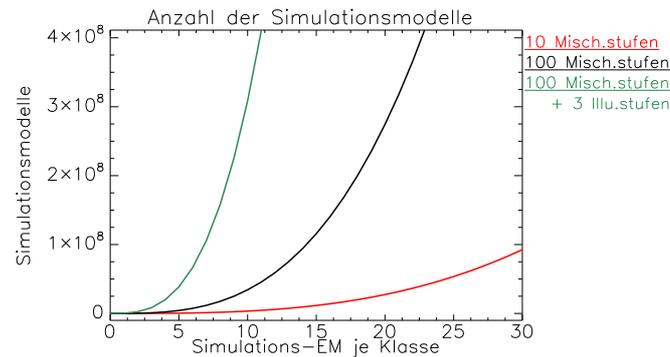


Abbildung 5.9: Anzahl der Simulationsmodelle in Abhängigkeit von Mischungsstufen und zusätzlichen Abstufungen der Illuminationssimulation. Die Anzahl der Entmischungs-EM beträgt in diesem Beispiel jeweils 7 EM pro Klasse.

### Komplexität der Mischungen

Da sich oftmals innerhalb eines Pixels die funktionalen Klassen PV und NPV aus mehreren Pflanzenarten zusammensetzen, die zur Simulation verwendeten Feldspektren aber jeweils nur eine Art pro Klasse abdecken, werden für die Validierung zusätzlich Spektralbibliotheken für PV und NPV erzeugt, die selbst Mischungen mehrerer Arten der selben Klasse darstellen. Für die Klasse Boden werden zusätzliche Mischungen mit Gesteinsspektren erzeugt.

### Simulation des Sensorrauschens

Die zur Basis der Validierung verwendeten Feldspektren weisen auf Grund der längeren Integrationszeiten, kürzeren Strahlgänge sowie der Mittelung im Zuge der Umrechnung auf HyMap-Bandbreiten einen sehr geringen Rauschanteil am Signal auf. Um realistische Annahmen zur Entmischungsgenauigkeit zu erhalten, muss das Signal künstlich verschlechtert werden.

Im Zuge einer exakten Sensor-Simulation wird das durch die Detektoren und durch die Verstärkerelektronik verursachte Rauschen als additiver Term auf Strahldichten am Sensor aufgerechnet; das Sensorrauschen wirkt sich somit je nach Reflexion des Objekts, atmosphärischer Transmission und Weglänge durch die Atmosphäre unterschiedlich auf das erfasste Signal aus. Da keine Sensor-Modelle für das ASD Field-Spec Pro und HyMap vorliegen, und alle Feldspektrometermessungen als Reflektanzen gemessen wurden, setzt die Rausch-Simulation in dieser Arbeit auf Reflektanzen auf.

Da Kanäle im Bereich von atmosphärischen Absorptionsbanden nicht verwendet werden, kann das wellenlängenabhängige SNR von HyMap, dargestellt in Cocks u. a. (1998) für Aufnahmebedingungen entsprechend einem IFOV von 5m und  $\rho_{\text{Objekt}} = 50\%$ , folgendermaßen vereinfacht werden:  $SNR_{\lambda=500-1400nm} = 1200 : 1$ ,  $SNR_{\lambda=1400-1900nm} = 900 : 1$ ,  $SNR_{\lambda=1900-2500nm} = 600 : 1$ .

Zur Simulation von weltraumgestützten Sensoren wurde vereinfacht ein SNR-Wert von 500:1 im VNIR und 150:1 im SWIR gewählt, wobei diese Angaben eher zu optimistisch sind (vgl. Pearlman u. a. (2000); Kaufmann u. a. (2005)).

Die Simulation des Sensorrauschens erfolgt unabhängig für jedes Spektrum durch die Addition von über das Signal und SNR skalierten Zufallszahlen nach

$$\rho_{\lambda,noise} = \rho_{\lambda,0} + \rho_{\lambda,0} * \frac{RANDOMN(\mu = 0, \sigma = 1)}{SNR_{\lambda}} \quad (5.31)$$

wobei *RANDOMN* = normalverteilte Zufallszahl;  $\rho_{\lambda,0}$  = unverändertes Feldspektrum.

Das Rauschen weist dadurch eine Normalverteilung mit einem Mittelwert von null und einer Standardabweichung entsprechend des SNRs auf. Da das SNR des ASD FieldSpecs sowie der multiplikative Anteil am Rauschen vernachlässigt werden, ist insbesondere für dunkle Objekte eine Überschätzung des Rauschens zu erwarten.

### Simulation der Pixel-Illumination

Das in Kap. 5.2.3 beschriebene Verfahren zur Berechnung teilweise abgeschatteter EM wird auch für Simulationen im Zuge der Validierung eingesetzt. Es besteht somit die Möglichkeit, die Eingangsspektren von PV, NPV und Boden jeweils einzeln 'abzuschatten', z. B. ein Pixel aus voll beleuchteter Vegetation und zu 25% abgeschattetem Boden zu simulieren oder ein ganzes simuliertes Pixel gleichmäßig abzuschatten. Um die Anzahl der Kombinationen und somit die Rechenzeit realistisch zu halten, erfolgt die Simulation einer Abschattung um 25% sowie 50% (vgl. Abb. 5.9).

### Weitere Prozessierungsschritte

Um die Konsistenz zwischen der Simulationsumgebung und den Entmischungsmodulen zu gewährleisten, sind die in Kap. 5.2.3 beschriebenen Vorprozessierungsschritte (Auswahl relevanter Wellenlängenbereiche, spektrale Normierung und Filterung) ebenso vorhanden. Die Umsetzung ist modular, sodass verschiedene Methoden sowie Parametersätze einfach verändert werden können, ohne die komplette Simulationsumgebung anpassen zu müssen.

## 5.6.2. Eigentliche Verifikation, Parameteroptimierung und Sensitivitätsanalyse

Da im Zuge der spektralen Simulation sowohl die EM-Spektren als auch deren Anteile bekannt sind, kann eine Verifikation gegen eine perfekte Referenz erfolgen. Betrachtet werden hierzu unter anderem die Fehlerhistogramme, der mittlere Fehler, sowie Korrelationsfaktoren zwischen den Referenzwerten und den ermittelten Abundanzwerten. Auch erfolgt eine Korrelationsanalyse, um systematische Abweichungen besser zu erfassen. Die Ausgabe erfolgt in Form eines Protokolls, sowie in Form von Diagrammen. Eine nähere Beschreibung erfolgt in Kap. 6.3.2.

Die Verifikation von SMACC und der Ableitung von weiteren Szenen-EM nach der ersten Entmischungssiteration erfolgt auf Basis simulierter Szenen mit bekannten EM. Hierbei werden die detektierten EM mit den zur Simulation verwendeten verglichen, und die Anzahl der nicht gefundenen EM sowie die Anzahl der EM, welche selbst Mischungen sind, bestimmt. Einzelheiten zu den Datentests sowie deren Ergebnisse sind nachfolgend im Kap. 6.2.1 beschrieben.

Zur Ermittlung der am besten geeigneten Parameter und Methoden wird bei gleichen Eingangsdaten und Simulationsparametern jeweils ein Parameter der Entmischungsmethode verändert, und die erzielte Genauigkeit notiert. Diese Variation erfolgt zuerst unabhängig für jeden Parameter; in einem zweiten Schritt werden danach mehrere Parameter gleichzeitig verändert, um gegenseitige Abhängigkeiten festzustellen. Abschließend werden die hierbei ermittelten statistisch optimalen Parametersätze übernommen und für die weitere Prozessierung verwendet.

## 5.7. Fazit

Wie in den vorherigen Kapiteln dargestellt, existiert nach Kenntnis des Autors kein automatisierter MESMA-Ansatz, welcher Konzepte der spektralen Identifikation und Parametrisierung in den Entmischungsprozess miteinbezieht. Der in dieser Arbeit vorgestellte Ansatz soll hierdurch neben einer verbesserten Automatisierbarkeit auch weniger durch die spektrale Ähnlichkeit der gesuchten Klassen (vitale und trockene Vegetation, offen liegender Boden) beeinflusst werden, und somit eine robuste Abschätzung der Bodenbedeckung von Mischpixeln liefern.

Die Kernpunkte des vorgestellten Ansatzes, welche im nachfolgenden Kapitel verifiziert werden, umfassen somit:

- Automatisierte Detektion von spektral extremen Pixeln durch den Einsatz von SMACC auf maskierten Teilbereichen der Szene. Hierdurch kann bereits ein Großteil der möglichen EM auf Grund ihrer Lage im (transformierten) Merkmalsraum ausgewählt werden, ohne durch andere Klassen zu stark beeinflusst zu werden.
- Zusätzliche Analyse des Entmischungsfehlers nach der ersten Entmischungssiteration, um bisher nicht berücksichtigte EM anhand hoher Modellierungsfehler zu erkennen.
- Anschließende Bewertung der gefundenen Spektren auf ihre Eignung als EM. Hierzu wird ermittelt, wie gut ein EM die eigene Klasse repräsentiert oder eine eigene Ausprägung innerhalb der Klasse darstellt (EAR-Test,  $\mu$ EAR-Test). Von großer Bedeutung ist auch der CAR-Test, welcher in einer Testentmischung feststellt, zu welchem Grad ein EM die Trennung zu anderen Klassen verschlechtert. Zusätzlich werden spektrale Ähnlichkeitsmaße verwendet.
- Möglichkeiten zur Vorprozessierung und Normierung von Spektren (u. a. durch Filterung, Berechnung der Derivate).

- Automatisierte merkmalsbasierte spektrale Klassifikation von Reflexionsspektren sowie des Residualterms der Entmischung. Hierbei werden explizit die spektralen Merkmale der betrachteten Klassen (vitale und trockene Vegetation, semi-aride Böden) verwendet, und weitgehend auf Schwellwerte verzichtet.
- Parametrisierung der spektralen Merkmale von Spektren und des Residuums durch die direkte Nutzung von Absorptionsbanden sowie durch die Verwendung von bio- und geophysikalisch begründeter schmalbandiger Indices. Die Auswahl ist wiederum für die spektralen Klassen dieser Arbeit optimiert, kann aber für andere Fragestellungen angepasst werden.
- Erstellung einer flexiblen und erweiterbaren MESMA-Methodik, welche sensorunabhängig und an weitere Fragestellungen anpassbar ist.
- Auswahl sinnvoller Mischungsmodelle unter Nutzung der Residualanalyse (wissensbasierte Identifikation und Parametrisierung spektraler Merkmale im Residuum), des gewichteten Modell-RMS-Fehlers sowie der Einhaltung von Rahmenbedingungen.
- Iterativer Vorschlag von potentiell besseren EM auf Basis der Residualanalyse zur Vermeidung des rechenintensiven 'Brute Force'-Ansatzes.
- Verwendung von robusten Lösungsalgorithmen (BVLS-Algorithmus) zur numerisch stabilen Lösung des Mischungsmodells.
- Vermeidung von schlecht konditionierten EM-Modellen durch Vorauswahl kritischer EM-Kombinationen.
- Einbeziehung von räumlichen Nachbarschaften in einer weiteren Entmischungsiteration. Hierbei wird der dominante Boden-EM innerhalb einer definierten Nachbarschaft ermittelt und testweise zur Entmischung verwendet. Falls keine signifikante Verschlechterung des Modellierungsfehlers vorliegt, ist das Ergebnis mit diesem EM plausibler, da der zu Grunde liegende Bodentyp nicht im Bereich von 5-10 Metern (also von Bildpixel zu Bildpixel) variieren sollte.
- Bewertung der Güte des Entmischungsergebnisses unter Nutzung der beschriebenen Residualanalyse, sowie von empirischen Regressionsmodellen. Zusätzlich werden die Aufnahmegeometrie am Pixel sowie Qualitätsmaße der Vorprozessierung miteinbezogen.
- Verifikation der einzelnen Methoden sowie des gesamten Ansatzes durch eine Simulationskette. Hierbei können weiterhin Einflussfaktoren wie Sensor-Rauschen und Beleuchtungseffekte simuliert, und ihre Auswirkung auf die Entmischungsergebnisse untersucht werden.

# 6. Verifikation der Methoden

## 6.1. Einleitung

Im folgenden Kapitel wird die vorgestellte Methodik anhand von Simulationen auf Konsistenz, Abhängigkeit von Eingangsgrößen und Übertragbarkeit *verifiziert*<sup>1</sup>. Hierzu finden Tests der einzelnen Module statt, bei denen Spektralbibliotheken der *Cabo de Gata*-Feldkampagnen sowie zusätzliche Bibliotheken an Bild- und Feldspektren Verwendung finden. Weiterhin werden die Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse für die wichtigsten Parameter der Module beschrieben. Auch wird die Abhängigkeit von potentiellen Einflussgrößen wie erhöhtes Rauschen, BRDF-Effekte und Pixelgröße anhand realer Bilddaten untersucht.

Ergebnisse der *Verifikation* sind zum einen statistisch optimale Parametersätze für die einzelnen MESMA-Module, sowie typische erzielbare Genauigkeiten der Entmischungsergebnisse unter verschiedenen Bedingungen.

Die *Validierung*<sup>1</sup> wird im nächsten Kapitel auf den HyMap-Bilddatensätzen und korrespondierenden Feldmessungen von Cabo de Gata durchgeführt. Die im Feld erhobenen Bodenbedeckungsgrade werden mit den Ergebnissen der  $\mu$ MESMA-Methodik verglichen, sich ergebende Unterschiede interpretiert und die Methodik auf Eignung bewertet. Abschließend werden in Kap. 8 die Ergebnisse der Verifikation und Validierung in Form einer Synthese gemeinsam betrachtet.

## 6.2. Verifikation der einzelnen Module

Dem typischen Ablaufschema folgend, werden die essentiellen Bestandteile der  $\mu$ MESMA-Methodik wie EM-Ableitung, Lösungsalgorithmen, spektrale Identifikation und Parametrisierung einzeln verifiziert, um detaillierte Aussagen liefern zu können. Die Betrachtung dieser und weiterer Methoden im Gesamtzusammenhang erfolgt anschließend in Kap. 6.3.

---

<sup>1</sup>In Anlehnung an ISO 9001:2000 wird in dieser Arbeit unter *Verifikation* die Überprüfung auf korrekte Implementierung, Konsistenz, Plausibilität und Zuverlässigkeit eines Verfahrens, unter *Validierung* die Bewertung eines Verfahrens anhand konkreter Anforderungen an das Produkt verstanden.

### 6.2.1. Detektion der Szenen-EM

#### Verifikation der SMACC-EM-Ableitung

Eine generelle Möglichkeit zur Überprüfung von Methoden zur EM-Ableitung stellen synthetische Szenen dar, wie in der Übersichtsstudie zur EM-Ableitung von Plaza u. a. (2004) oder in Bachmann (2002) dargestellt. Die konkrete Umsetzung der Szenensimulation erfolgt wie in Kap. 5.6 beschrieben. Hierzu wurden EM zufällig ausgewählt und in verschiedenen Kombinationen und Anteilen spektral gemischt. Hierbei kamen zumeist je 4 EM pro Klasse und Simulationsdurchgang zum Einsatz, um realistische Annahmen für die Szenen-Komplexität zu erhalten. Das mindestens einmalige Auftreten von reinen EM-Spektren wird durch das Einfügen je eines reinen Pixels pro EM sichergestellt.

Weiterhin wurden Simulationsdurchgänge mit spektral ähnlichen sowie spektral unähnlichen EM durchgeführt, um zusammen mit der zufälligen Auswahl Angaben zur typischen Genauigkeit liefern zu können. Eine klassenweise Maskierung, wie sie bei der Umsetzung für die HyMap-Szenen in Kap. 7.3.1 eingesetzt wird, erfolgte bei diesen Tests nicht.

SMACC detektierte in diesem Simulationsszenario zumeist exakte EM. Rund 60% der gefundenen EM-Kandidaten entsprachen genau dem zur Simulation verwendeten Spektrum. Nur in  $\sim 1,5\%$  aller Fälle wurde ein Spektrum vorgeschlagen, welches eine hohe Ähnlichkeit mit einem EM aufwies, und somit zusammen mit den exakt detektierten verwendet werden kann. Mischspektren machten 14% aller detektierten Spektren aus, nicht detektiert wurden 38% der zur Simulation verwendeten Spektren. Die signifikante Anzahl an Mischspektren zeigt die Notwendigkeit der manuellen Kontrolle der SMACC-EM auf, da Mischspektren als EM zu stark fehlerhaften Abundanzen führen.

Die Aufschlüsselung nach Klassen zeigt, dass PV und NPV annähernd gleich gut detektiert werden (68% resp. 72% Identifikationsrate), Boden aber nur zu 40%. Auffällig bei der Detektion von Boden-EM ist, dass in nahezu allen Fällen der hellste Boden-EM gefunden wird. Dies lässt sich auf die Initialisierung des SMACC-Verfahrens zurückführen, da dieses als Startpunkt entweder ein Spektrum mit 0% Reflexion (in dieser Arbeit verwendeter Parameter) oder 100% Reflexion in allen Bändern wählt.

Im ersten Fall ist das danach gewählte spektral unähnlichste Pixel das Bildpixel mit der höchsten Gesamt-Albedo, was im Normalfall ein Boden mit konstant hoher Reflexion zwischen NIR und SWIR ist (ITT Industries Inc. (2006); Gruninger u. a. (2004)). Im anderen Fall wird zumeist Wasser oder Schatten als zweites, und der hellste Boden als drittes Bildspektrum durch SMACC ausgewählt. In beiden Fällen wird auf Grund der hohen spektralen Ähnlichkeit der Böden aber in knapp der Hälfte der Testszenen kein weiterer Boden-EM mehr hinzugenommen.

### Verifikation der EM-Ableitung nach dem Modellierungsfehler

Die Detektion von potentiellen EM-Kandidaten nach der ersten Entmischungsiteration wurde ebenso Tests mit synthetischen Szenen unterzogen. Hierbei wurden falsche sowie unvollständige EM-Sets für die erste Iteration verwendet, und die gefundenen EM gegen die zur Simulation benutzten EM verifiziert.

Überraschenderweise entsprachen rund 70% der vorgeschlagenen Boden-EM den tatsächlich verwendeten, bei PV waren 53% korrekt. Wenn ausreichend ähnliche Spektren (geringe Abweichungen hinsichtlich Gesamtalbedo, gleiche Ausprägung der Absorptionsbanden) hinzugenommen werden, steigt diese Detektionsrate weiter auf 66% an. Nur für NPV waren 11% der vorgeschlagenen EM auch tatsächlich zur Szenen-Simulation verwendet worden; bei Verwendung von spektral ähnlichen EM steigt die Detektionsrate auf  $\sim 36\%$  an. Die Gesamtrate vorgeschlagener und zur Simulation tatsächlich verwendeter EM liegt bei 34% bei exakter Übereinstimmung, bei Lockerung der Übereinstimmung bei 53%.

Hieraus wird zweierlei deutlich: erstens bietet die Hinzunahme weiterer Szenen-EM nach der ersten Iteration eine gute Möglichkeit, ein falsches oder unvollständiges EM-Set um passende EM zu erweitern; insbesondere für Boden-EM ist die Genauigkeit von 70% an korrekten Vorschlägen sehr positiv zu bewerten. Zweitens aber ist in diesem Schritt Vorsicht geboten, da für NPV nur etwa ein Drittel der vorgeschlagenen EM das EM-Modell tatsächlich bereichern. Aus diesem Grund ist die manuelle Bewertung der vorgeschlagenen EM durch einen trainierten Nutzer erforderlich, um letztendlich weder Mischspektren noch Störpixel in das EM-Set aufzunehmen. Für einen Teil der Simulationsmodelle erfolgte eine solche interaktive Auswahl der vorgeschlagenen EM, womit die korrekte Identifikationsrate der rigiden Auswahl auf über 70% anstieg, aber auch 25% an eigentlich geeigneten EM verworfen wurden.

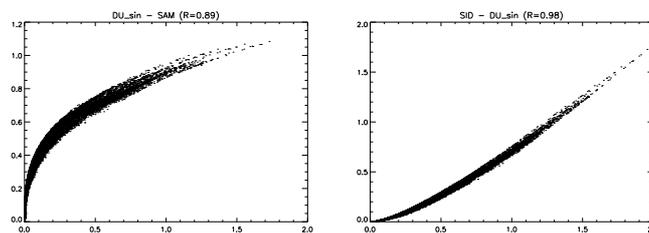
### Verifikation der EM-Selektionskriterien

Zuerst soll an dieser Stelle auf die Auswahl eines geeigneten spektralen Ähnlichkeitsmaßes eingegangen werden. Auf Basis der Literatur ist das vergleichsweise neue Maß nach Du u. a. (2004) zwar vielversprechend, doch soll dieses Maß auf die Korrelation mit etablierten Distanzmaßen getestet werden. Hierzu erfolgt die Berechnung verschiedener spektraler Distanzmaße zwischen je zwei Spektren der Klassen PV, NPV und Boden. Die Datenbasis von insgesamt 230 Feldspektren führt somit zu 26335 Distanzmaßen. Nachfolgend wird der statistische Zusammenhang zwischen den Maßen über eine Korrelationsanalyse (Pearson-Korrelation, signifikant auf  $p < 0,0005$ ) getestet.

Alle Ergebnisse sind in Tab. 6.1 aufgelistet. Das von Du vorgeschlagene Maß ist mit den Ausgangsmaßen SID und SAM insbesondere für mäßig ähnliche Spektren (i. e., mittlerer Wertebereich der Maße) nicht zu stark korreliert, der Zusammenhang ist nicht-linear und ohne Ausreißer vom Trend (vgl. Abb. 6.1). Die Verknüpfung dieser Maße zu dem von DU vorgeschlagenen Maß ist somit auch für die in dieser Arbeit verwendeten Klassen sinnvoll.

Tabelle 6.1: Korrelation zwischen spektralen Distanzmaßen (R-Werte).

R-Werte	DU-Sin	SID	SAM	Euklidische Norm
DU-Sin	–	0,98	0,89	0,91
SID		–	0,94	0,95
SAM			–	0,89
Euklidische Norm				–



(a) Korrelation zwischen SAM und DU-Maß  
 (b) Korrelation zw. SID- und DU-Maß

Abbildung 6.1: Korrelation spektraler Ähnlichkeitsmaße. Datenbasis: paarweiser Vergleich von 230 Feldspektren.

Für die letztendliche EM-Auswahl unter Verwendung von EAR,  $\mu$ EAR, CAR und DU-Sin sollen repräsentative Spektren innerhalb der EM-Bibliothek ausgewählt werden, welche sich am besten zur Entmischung des Datensatzes eignen. Hierbei sollen alle EM verworfen werden, welche auch andere Klassen gut modellieren können, also zu einer verschlechterten Klassentrennung der Entmischungsergebnisse führen würden.

Um diese Eigenschaften anhand einer größeren Datenbasis zu testen, wurden aus 15 HyMap-Datensätzen von Cabo de Gata aus verschiedenen Jahren und phänologischen Zeitpunkten wie beschrieben Szenen-EM abgeleitet. Um die Heterogenität zu erhöhen, fanden auch die Szenen-EM von insgesamt sechs Flugstreifen des Gebiets um Calañas aus Südwest-Spanien Eingang. Diese Datensätze einer Bergbauregion sind durch eine große Heterogenität der auftretenden Böden gekennzeichnet, und wurden jeweils im zeitlichen Abstand von einem Tag zu den Cabo de Gata-Daten erfasst.

Das Hauptkriterium der Verifikation besteht darin, ob die anhand dieser Maße vorgeschlagenen EM alle verschiedenen spektralen Ausprägungen des heterogenen Datensatzes abdecken können. Wie stark die EM-Bibliothek letztendlich reduziert wird ist eher von theoretischem Interesse, da in der Praxis keine so großen EM-Datensätze auftreten.

Tabelle 6.2: Auswahl der Spektren anhand von CAR, EAR und  $\mu$ EAR. Datenbasis: 241 Bild-EM aus insg. 21 Flugstreifen der Testgebiete 'Cabo de Gata' und Calañas.

	PV	NPV	Boden
Insg.	62	69	110
Ausgewählt	35	40	47
Ausgewählt [%]	56	58	43

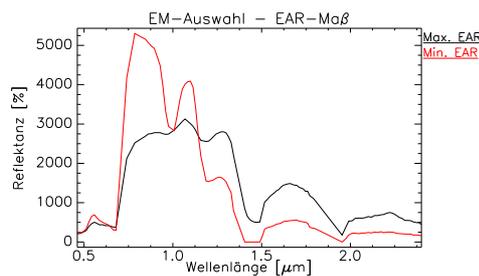


Abbildung 6.2: Spektren mit extremen EAR-Maßen. Dargestellt sind das zuerst und das zuletzt ausgewählte Spektrum der Klasse PV.

Hinsichtlich der Auswahl fallen die folgenden Aspekte auf. Anteilig wird bei beiden Vegetationsklassen etwa die gleiche Anzahl an Spektren verworfen, für Boden ein geringerer Prozentsatz. Dies liegt im vorliegenden Fall einer großen kombinierten Datenbasis in der allgemein höheren spektralen Variabilität dieser Vegetationsklassen begründet, ist aber letztendlich für jeden Datensatz individuell.

Für die Klasse PV werden alle Testgebiete und Phänologien berücksichtigt. Insbesondere durch die extremen EAR-Maße (zuerst und zuletzt ausgewählte Spektren, s. Abb. 6.2) werden die verschiedenen spektralen Ausprägungen erfasst und als EM vorgeschlagen. Auch für NPV werden EM beider Testgebiete sowie EM mit unterschiedlicher phänologischer Ausprägung vorgeschlagen.

Betreffend der Auswahl spektral ähnlicher EM mit unterschiedlicher Gesamtalbedo erfolgt eine leichte Präferenz der 'dunklen' Ausprägungen. Dieser Trend hin zur bevorzugten Auswahl von Spektren mit niedriger Albedo tritt auch bei Bodenspektren auf. Bei der Betrachtung des Ursprungsgebiets ist Calañas überrepräsentiert. Der Grund hierfür ist die größere spektrale Variabilität der Böden dieses Erzabbaugebiets, verursacht durch stark unterschiedliche Eisengehalte. Folglich werden weniger der vergleichsweise homogenen Böden des Cabo de Gata ausgewählt.

Zusammenfassend ist die Auswahl der EM durch die vorgestellten Maße größtenteils konsistent zu einer parallel durchgeführten manuellen Auswahl. Ein Vergleich ist aber nur sehr bedingt möglich, da ein menschlicher Bearbeiter die Heterogenität einer Spektralbibliothek von 60 bis 100 Spektren schwerlich bewerten kann, und somit zwar extreme Spektren, nicht aber typische Spektren erfasst. Die vorgestellten automatisier-

ten Datentests stellen somit ein wesentlich objektiveres Kriterium dar. Denn durch die Auswahl von Spektren mit hohen EAR- und  $\mu EAR$ -Werten können sowohl typische als auch atypische Ausprägungen erfasst werden, und die für MESMA gewünschte Berücksichtigung der Gesamtbreite der spektralen Ausprägungen, der phänologischen Zustände und der Bodentypen kann erreicht werden. Eine gute Trennbarkeit der Klassen wird durch die CAR-Werte und das DU-Maß als spektrales Ähnlichkeitsmaß erreicht. Einzig die Präferenz für eher dunkle Ausprägungen von NPV und Boden ist als kritisch anzusehen, da dieser Punkt sich negativ auf die ermittelten Abundanzen auswirken kann.

## 6.2.2. Spektrale Identifikation und Parametrisierung

### Verifikation der Detektion spektraler Merkmale

Die Detektion spektraler Merkmale basiert wie in Kap. 5.3.1 beschrieben auf einer Kurvendiskussion, wobei zur Berechnung der Ableitungen Savitzky-Golay-Filter mit gleichzeitiger Glättung eingesetzt werden. Die 'Sensitivität' dieser Methodik lässt sich über die Größe sowie den Grad des angenäherten Polynoms steuern und wurde so gewählt, dass auch geringe Merkmale wie z. B. die NIR-Merkmale um  $1,15\mu m$  in Abb. 6.4 erfasst werden können. Diese 'empfindliche' Einstellung führt unter Umständen zur mehrfachen Detektion eines Merkmals, wie z. B. die eines doppelten Tiefpunktes um  $1,75\mu m$  in Abb. 6.3.

Bei gering ausgeprägten spektralen Merkmalen sowie schlechtem SNR erfolgt die Detektion übermäßig vieler Wendepunkte, wie in Abb. 6.4 im NIR und SWIR zu beobachten ist. Die Ursache liegt in dem stärker werdenden Einfluss von Rauschen in höheren Ableitungen begründet, und die zur Detektion von Wendepunkten benötigte dritte Ableitung ist bereits deutlich von Rauschen beeinflusst. Dennoch können im VNIR Wendepunkte mit guter Genauigkeit bestimmt werden, wie zum Beispiel die Detektion eines durch Eisenabsorption verursachten Wendepunktes um  $0,85\mu m$  in Abb. 6.4.

Bei der Analyse von *Residualspektren* spielen zusätzlich der stärkere Einfluss von Rauschen sowie der nun um negative Datenwerte erweiterte Wertebereich eine Rolle. Ersteres kann durch eine geringfügig stärkere Datenglättung ausgeglichen werden; für letzteres erfolgt anschließend die Analyse, ob ein Merkmal einen positiven oder negativen Datenwert aufweist. In Abb. 6.5 ist die Detektion von spektralen Merkmalen wegen der Übersichtlichkeit ohne Analyse des Wertebereichs dargestellt.

Insgesamt stellt das vorgestellte Verfahren eine stabile und hinreichend genaue Methode zur Detektion spektraler Merkmale in Reflexions- und Residualspektren dar, welche sich durch die Glättungsparameter an verschiedene Einsatzzwecke anpassen lässt.

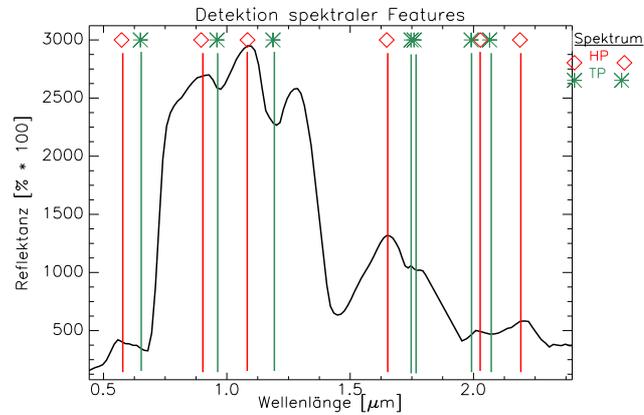


Abbildung 6.3: Detektion von Hoch- (HT) und Tiefpunkten (TP) bei ausgeprägten Banden. Die Rauten- und Sternsymbole geben die Lage der detektierten Merkmale an, die manuell eingezeichneten Balken dienen der Übersichtlichkeit. Wendepunkte sowie nicht relevante Wellenlängenbereiche sind nicht dargestellt.

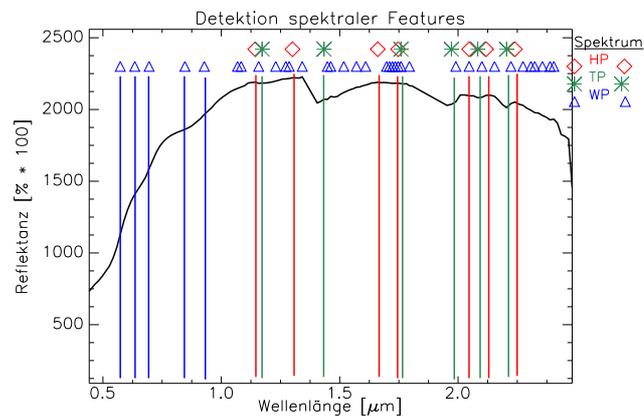


Abbildung 6.4: Detektion von Hoch- (HT), Tief- (TP) und Wendepunkten (WP) bei geringen Banden. Die Rauten-, Stern- und Dreieckssymbole geben die Lage der detektierten Merkmale an, die manuell eingezeichneten Balken dienen der Übersichtlichkeit.

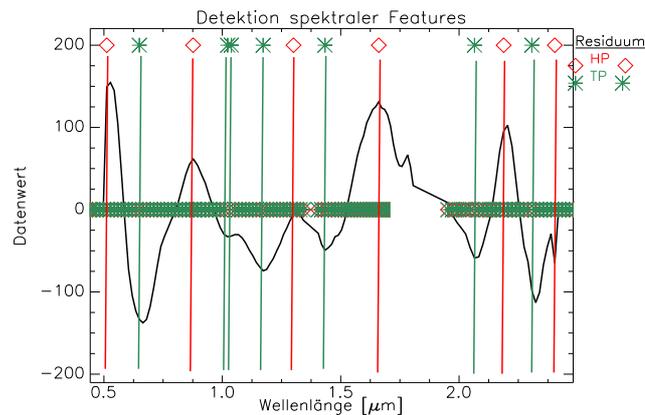


Abbildung 6.5: Detektion von Hoch- (HT) und Tiefpunkten (TP) bei ausgeprägten Banden im geglätteten Residuum. Die Rauten- und Sternsymbole mit Datenwert 200 geben die Lage der detektierten Merkmale an, die manuell eingezeichneten Balken dienen der Übersichtlichkeit. Wendepunkte sowie nicht relevante Wellenlängenbereiche sind nicht dargestellt.

### Verifikation des spektralen Klassifikators

Ziel des Klassifikators ist die merkmalsbasierte und weitgehend schwellwertfreie Klassifikation in die Klassen PV, NPV und Boden; weitere Klassen sowie Mischspektren können und sollen verworfen werden.

Für die Verifikation wurde ein Testdatensatz von insg. 629 Feldspektren mit eindeutiger Beschreibung erstellt, welcher sich aus eigenen Erhebungen am Cabo de Gata und in Calañas, der MEDSPEC-Datenbank (Preissler u. a. (1998)), der Johns Hopkins University - Spektralbibliothek (Böden) sowie den Spektralmessungen von C. Elvidge (PV, NPV) zusammensetzt (Elvidge (1990); Salisbury u. a. (1994); ITT Industries Inc. (2006)). Die resultierende Stichprobe kann als guter Querschnitt durch die verschiedenen Ausprägungen der Klassen im mediterranen Raum sowie in einigen semi-ariden Regionen der USA angesehen werden.

Die Ergebnisse der Verifikation sind in Tab. 6.3 dargestellt. Für die Klasse PV trat nur die Fehlklassifikation eines Spektrums auf, welches auf Grund einer schwachen Holozellulosebande der Klasse NPV zugewiesen wurde. Für NPV trat eine Fehlklassifikation als PV auf Grund ausgeprägter Chlorophyll- und schwacher Holozelluloseabsorption auf. Die zwei weiteren Fehlklassifikationen als Boden wurden durch das 'Durchscheinen' des Bodenhintergrunds in Form einer Tonabsorptionsbande um  $2,2\mu\text{m}$  verursacht.

Fehlklassifikationen für Boden treten vor allem für dunkle Böden (unter 20% Reflexion im SWIR) sowie Böden mit hohem Gehalt an organischer Materie auf; letzteres zeigt sich im Spektrum durch das Auftreten einer Holozellulosebande um  $2,1\mu\text{m}$ , welche typisch für NPV ist. Durch dieses Merkmal lassen sich 6 der 10 Fehlklassifi-

Tabelle 6.3: Genauigkeiten der spektralen Klassifikation reiner Feldspektren. Datenbasis: 629 Feldspektren verschiedener Erhebungen.

	Korrekt	Fehlerhaft klassifiziert	Verworfen	Umfang der Stichprobe
PV	93,3%	0,7%	6,0%	138
NPV	94,3%	1,5%	4,2%	203
Boden	94,1%	3,5%	2,4%	288

kationen von Boden als NPV erklären, die restlichen liegen in geringer Reflexion in Verbindung mit höherem Rauschanteil begründet.

Zusammenfassend lässt sich mit der vorgestellten, weitgehend schwellwertfreien Klassifikationsmethode eine korrekte Identifikationsrate von 93% erreichen, wobei der Anteil zurückgewiesener Spektren weitere 3% ausmacht.

### Verifikation der spektralen Parametrisierung

Die in Kap. 5.3.2 dargestellte Vorauswahl an geeigneten Indices soll nachfolgend auf ihre Eignung hinsichtlich der spektralen Klassen dieser Arbeit verifiziert werden. Da durch die Indices bestimmte bio- oder geophysikalisch erklärbare Merkmale im Spektrum parametrisiert werden sollen, dürfen die Indices nur gering durch andere Klassen beeinflusst werden. Dieses Kriterium ist gleichbedeutend mit einer robusten Trennung der Klassen. Auch wird eine gute Dynamik bezüglich des zu erfassenden Parameters einer Klasse benötigt, was sich in einem großen Wertebereich des Index äußert.

Die Datenbasis stellen die im Feld erhobenen reinen Spektren vom Cabo de Gata und Calañas dar, und umfasst somit insgesamt 70 Spektren von PV, 103 NPV-Spektren und 57 Spektren von Böden. Auch wenn insgesamt 27 Indices getestet wurden, so werden im weiteren Verlauf nur die am besten geeigneten Indices sowie weitere relevante Indices besprochen.

Die Auswahl eines zuverlässigen Index für *vitale Vegetation* (PV) ist schwierig, da die Indices, welche mit LAI sowie Chlorophyll korrelieren, von PV und NPV beeinflusst werden und somit nicht geeignet sind (Tab. 6.4).

Wie in Kap. 5.3.2 angesprochen, sind Wasserindices wie der NDWI-MIR zeitlich variabel und möglicherweise von NPV und Boden zu stark beeinflusst, um Verwendung zu finden. Der DWSI5 Disease Water Stress Index wird zwar auch von NPV beeinflusst, aber die Trockenvegetation im Untersuchungsgebiet war zu allen Zeitpunkten bereits zu deutlich geschädigt, um den Index stark zu beeinflussen. Mit diesem Index ist somit die Trennung der Klassen PV und NPV möglich. Durch die hohe Dynamik für PV eignet sich dieser Index weiterhin zur Unterscheidung der einzelnen spektralen Ausprägungen der Klasse PV (Tab. 6.7).

Eine ähnlich gute Klassentrennung sowie Kennzeichnung der Klasse PV ist durch den von dem Chlorophyllgehalt und der Pflanzenstruktur abhängigen mND705-Index möglich. Die Charakterisierung der Wellenlängenbereiche, die neben Chlorophyll auch von anderen Pflanzeninhaltsstoffen wie Carotinoiden beeinflusst werden, erfolgt über den PRI-Index. Die Kennzeichnung der verschiedenen spektralen Ausprägungen vitaler Vegetation durch diesen Index zeigt zwar sehr gute Ergebnisse, doch wird der Index vergleichsweise stark von NPV beeinflusst. Auf der Basis von Testläufen der Entmischung erfolgt letztendlich eine geringe Gewichtung dieses Index. Wie aus Tab. 6.6 ersichtlich wird, stellt die Trennung von PV und Boden für keinen Index ein Problem dar.

Bei NPV stellt sich die Parametrisierung der diagnostischen Zelluloseabsorption um  $2,09\mu\text{m}$  durch den CAI-Index als sehr geeignet heraus, da hierdurch die Trennung von den spektral ähnlichen Klassen PV und NPV sicher möglich ist (Tab. 6.4 und Tab. 6.5).

Auch weist dieser Index eine gute Dynamik innerhalb der Klasse PV auf, was die Charakterisierung erleichtert (Tab. 6.7). Ebenso ist der auf Stickstoff- und Ligningehalt sensitive NDNI-Index für die Aufgabenstellung gut geeignet. Der SWIRLI-Index weist zwar eine gute Dynamik und sichere Trennung von NPV und Boden auf, die Trennung zu PV hingegen ist nur mäßig; deshalb wird dieser Index nur mit geringer Gewichtung weiter verwendet. Der mit dem LAI und der Bestandsstruktur korrelierende DGVI-Index weist zwar eine hohe Dynamik für NPV auf, wird aber auf Grund der ebenfalls hohen Dynamik bei PV und somit schlechter Klassentrennung verworfen.

Die Parametrisierung der Tonabsorptionsbande stellte sich für *Boden* hinsichtlich der Trennung zur spektral ähnlichen Klasse NPV sowie zu PV als sehr geeignet heraus (Tab. 6.6 und Tab. 6.5). Die Ursache hierfür liegt nicht nur in der Anwesenheit von Ton in den meisten Böden und somit einer Absorptionsbande um  $2,2\mu\text{m}$ , sondern maßgeblich auch darin, dass Trockenvegetation in diesem Bereich einen Hochpunkt (rechte Schulter der  $2,09\mu\text{m}$  - Absorptionsbande) aufweist. Damit ist dieser als 'Clay-Index' bezeichnete Index auch für tonarme Böden geeignet.

Ebenso eignet sich dieser Index zur Parametrisierung und somit zur Einordnung der Bodenspektren anhand dieses Merkmals. Wie in Tab. 6.7 dargestellt, besitzt der Eisenindex für NPV eine unerwartet hohe Variabilität, und kann folglich nicht zur sicheren Kennzeichnung von Böden verwendet werden, da NPV-Anteile im Pixel nicht ausgeschlossen werden können.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass erwartungsgemäß alle Indices ein gutes Ergebnis erzielen, welche die diagnostischen Absorptionsbanden von Chlorophyll, Holozellulose und Ton, deren angrenzende 'invariante' Bereiche (i. e., die Schultern der Absorptionsbanden) oder vom Pflanzenzustand beeinflusste Bereiche ('RedEdge') beinhalten. Ferner ist anzumerken, dass der MCARI2-Index sehr gute Ergebnisse hinsichtlich der Trennung aller drei Klassen erzielt, die Dynamik innerhalb der einzelnen Klassen aber geringer als bei den vorgestellten Indices ist.

Tabelle 6.4: Trennbarkeit PV-NPV. Übersicht über ausgewählte Indices. Für die Definitionen der einzelnen Kriterien sei auf Kap. 5.3.2 verwiesen.

Trennbarkeit PV-NPV Index	Kritische Schiefe / Kurtosis	Cabo de Gata		Alle Feldspektren				Auswahl für
		DM-Maß	Über- lappung	DM-Maß	Über- lappung	Kolmogorov		
						D	Signifikanz	
CAI (Nagler u. a., 2000)	Ja (S,K)	1,50	4 (1%)	1,37	5 (1%)	0,97	$5,2 * 10^{-36}$	NPV
mND705 (Sims & Gamon, 2002)		1,35	62 (21%)	1,33	75 (21%)	0,84	$4,2 * 10^{-27}$	PV
DWSI5 (Apan u. a., 2003)		1,06	48 (16%)	1,05	57 (16%)	0,79	$8,3 * 10^{-24}$	PV
MCARI2 (Haboudane u. a., 2004)	Ja (S,K)	1,29	56 (19%)	1,31	65 (19%)	0,78	$2,9 * 10^{-23}$	
mIR-NDWI (Gao, 1996)		1,19	48 (16%)	1,20	55 (16%)	0,72	$1,9 * 10^{-20}$	
NDNI (Serrano, 2002)	Ja (S,K)	1,19	60 (20%)	1,08	72 (20%)	0,69	$2,0 * 10^{-18}$	NPV
PRI (Penuelas, 1994)	Ja (S)	0,57	101 (34%)	0,58	140 (40%)	0,49	$7,8 * 10^{-8}$	(PV)

Tabelle 6.5: Trennbarkeit NPV-Boden. Übersicht über ausgewählte Indices. Für die Definitionen der einzelnen Kriterien sei auf Kap. 5.3.2 verwiesen.

Trennbarkeit NPV-Boden Index	Kritische Schiefe / Kurtosis	Cabo de Gata		Alle Feldspektren				Auswahl für
		DM-Maß	Über- lappung	DM-Maß	Über- lappung	Kolmogorov		
						D	Signifikanz	
Clay-Index	Ja (S)	1,95	0	1,78	0	1,00	$9,1 * 10^{-34}$	Boden
CAI (Nagler u. a., 2000)	Ja (S)	1,59	2 (1%)	1,46	2 (1%)	0,99	$4,0 * 10^{-33}$	NPV
SWIRLI (Lobell u. a., 2001)	Ja (S)	1,97	0	1,85	3 (1%)	0,98	$1,3 * 10^{-32}$	NPV
NDNI (Serrano, 2002)	Ja (S)	1,56	2 (1%)	1,43	19 (6%)	0,95	$3,1 * 10^{-30}$	NPV
MCARI2 (Haboudane u. a., 2004)	Ja (S,K)	1,45	22 (8%)	1,39	28 (9%)	0,91	$2,6 * 10^{-28}$	
mND705 (Sims & Gamon, 2002)	Ja (S,K)	1,23	48 (17%)	1,18	56 (18%)	0,69	$2,4 * 10^{-16}$	

Tabelle 6.6: Trennbarkeit PV-Boden. Übersicht über ausgewählte Indices. Für die Definitionen der einzelnen Kriterien sei auf Kap. 5.3.2 verwiesen.

Trennbarkeit PV-Boden Index	Kritische Schiefe / Kurtosis	Cabo de Gata		Alle Feldspektren			Auswahl für	
		DM-Maß	Über- lappung	DM-Maß	Über- lappung	Kolmogorov D   Signifikanz		
CSI2 (Carter u. a., 1994/96)	Ja (K)	6,33	0	5,63	0	1,00	$4,3 * 10^{-29}$	
mND705 (Sims & Gamon, 2002)		5,93	0	5,50	0	1,00	$4,3 * 10^{-29}$	PV
MCARI2 (Haboudane u. a., 2004)	Ja (S)	5,46	0	5,58	0	1,00	$4,3 * 10^{-29}$	
DGVI2 (Elvidge und Chen, 1995)	Ja (S)	2,48	0	2,33	0	1,00	$4,3 * 10^{-29}$	

Tabelle 6.7: Kennzeichnung der Klassen durch Indices. Übersicht über ausgewählte Indices. Stdev: Standardabweichung

	Mittelwert	Stdev	Kurtosis	$\frac{\text{Wertebereich}}{\text{Mittelwert}}$	Auswahl für
Dynamik PV					
NDWI (Gao, 1996)	0,08	0,12	3,43	6,53	
DWSI5 (Apan u. a., 2003)	2,32	0,99	3,81	2,21	PV
PRI (Penueles, 1994)	-0,14	-0,04	-0,164	1,33	PV
mND705 (Sims & Gamon, 2002)	0,73	0,09	1,85	0,71	PV
Dynamik NPV					
Eisen-Index	28,39	164,30	-0,10	30,29	
SWIRLI (Lobell u. a., 2001)	-2160,98	2879,27	-0,33	6,02	NPV
DGVI2 (Elvidge & Chen, 1995 ???)	97,86	94,58	0,65	4,53	
CAI (Nagler u. a., 2000)	192,98	115,43	1,68	3,22	NPV
NDNI (Serrano, 2002)	-0,02	0,01	-0,86	1,90	NPV
Dynamik Boden					
Iron-Index	229,50	162,72	1,24	3,64	
Clay-Index	125,60	91,12	1,45	3,61	Boden
SWIRSI (Lobell u. a., 2001)	12474,1	8233,19	-0,14	2,94	

### 6.2.3. Eigentliche MESMA-Entmischung

#### Verifikation der Konditionierung

Als erster Test soll die Konditionierung einer großen EM-Matrix aus insgesamt 257 Spektren und knapp unter 500.000 Kombinationen betrachtet werden. Die Konditionierung bei Verwendung der Gesamt-EM-Matrix liegt bei  $\kappa = 16.126$ , bei der Verwendung von MESMA mit 3-EM-Modellen bei durchschnittlich  $\kappa = 36$ , wobei knapp 60% aller Modelle eine bessere Konditionierung aufweisen.

Die Konditionierung der Gesamt-EM-Matrix wird maßgeblich vom Auftreten korrelierter EM-Paare innerhalb einer Klasse beeinflusst, und ist somit nur indirekt gekoppelt an die absolute Größe der Matrix. Dies zeigen die  $\kappa$ -Werte von 3.974 allein für die Klasse NPV, und 3.923 für Boden. Folglich führte die Reduktion der Spektren jeder Eingangsklasse der Gesamt-EM-Matrix um ein Viertel auch je nach Auswahl der Spektren zu  $\kappa$ -Werten zwischen 1.835 und 2.525.

In einem zweiten, praxisnahen Test wurde die Konditionierung der EM-Modelle für die nachfolgend präsentierten Datentests berechnet (Tab. 6.8). Die durchschnittliche Konditionierung der EM-Matrix der 3 MESMA-Klassen lag hierbei bei  $\kappa = 54$  (ohne Rückweisung). Für die herkömmliche spektrale Entmischung war die mittlere Konditionierung hingegen mit  $\kappa = 254$  deutlich kritischer.

Die in Kap. 5.4.3 beschriebene Rückweisung schlecht konditionierter EM-Modelle im Zuge der  $\mu$ MESMA-Methodik trat bei rund 13% aller Modelle auf. Betroffen waren in der Regel zwischen einer und vier EM-Kombinationen. Die Ursache hierfür lag in 77% aller Fälle an dem schlecht konditionierten Teilmodell aus PV- und Boden-EM ( $\kappa \geq 18$  für 2-EM-Modelle). Bei rund 31% der zurückgewiesenen Modelle war die Konditionierung zwischen PV- und NPV-EM kritisch, sowie in 38% eine Kombination aus allen drei EM-Klassen ( $\kappa \geq 53$  für 3-EM-Modelle).

Tabelle 6.8: Konditionierung der EM-Matrix bei MESMA und bei herkömmlicher spektraler Entmischung.

	Konditionierung $\kappa$			
	Mittelwert	Stdev*	Minimum	Maximum
Herkömmliche Entmischung	254	89	150	431
MESMA	54 (40**)	31 (12**)	29	132

\* Stdev: Standardabweichung.

\*\* : ohne Ausreißer.

Zusammenfassend lassen sich folgende Aussagen hinsichtlich der Konditionierung treffen:

- Die Konditionierung und somit mathematische Lösbarkeit wird maßgeblich durch die EM-Auswahl beeinflusst.
- Weniger die absolute Größe der EM-Matrix als vielmehr das Auftreten ähnlicher Spektren innerhalb einer Klasse sowie zwischen Klassen bestimmen die Konditionierung.
- Bei der Verwendung großer EM-Matrizen ohne jede Reduktion ist die spektrale Entmischung ein äußerst schlecht gestelltes Problem und somit nicht sinnvoll lösbar.
- Bei der herkömmlichen spektralen Entmischung verhindert die Konditionierung des Problems die Verwendung einer größeren Anzahl von EM. Die spektrale EM-Variabilität kann folglich nicht berücksichtigt werden.
- MESMA sorgt für eine deutlich bessere Konditionierung der EM-Matrizen, und ermöglicht somit die mathematisch 'stabileren' Ermittlung von Lösungen, auch wenn spektral ähnliche EM verwendet werden.
- Eine Rückweisung schlecht konditionierter EM-Modelle ist auch bei der MESMA-Entmischung sinnvoll, wie das Auftreten kritischer EM-Kombinationen in rund 10% aller Fälle für die betrachteten EM-Klassen zeigt.

### Verifikation der Lösungsalgorithmen

Die Verifikation der Lösungsalgorithmen erfolgte anhand von simulierten Mischungsmodellen, welche anschließend durch die verschiedenen Lösungsalgorithmen entmischt wurden. Zur besseren Vergleichbarkeit erfolgte die Berechnung im 'Brute Force'-Ansatz unter Optimierung des RMS-Fehlers auf dem unreduzierten vollen Spektrum; auch wurden weder Rauschen noch Beleuchtungseinflüsse simuliert. Kriterien zur Auswahl sind der im optimalen Fall mit dem EM-Set zu erreichende Fehler, der tatsächliche mittlere Fehler, die Rechenzeit sowie die Einhaltung der Rahmenbedingungen (Wertebereich der Abundanzen, Abundanzsumme).

Als erster Test auf Konsistenz wurden dieselben EM zur Simulation und Entmischung verwendet, wobei alle Algorithmen korrekte Lösungen lieferten; die mittleren Fehler lagen auf Grund der Rechengenauigkeit bei Fließkommaoperationen unter 0,5% Abundanz absolut und sind somit vernachlässigbar.

Die Ergebnisse eines weiteren Tests mit zufällig ausgewählten, aber nach früheren Tests als kritisch anzusehenden Spektren sind in Tabelle 6.9 zusammengefasst. Das beste Ergebnis hinsichtlich einer akkuraten Entmischung lieferte der BVLS-Algorithmus; sowohl die mittleren Fehler als auch die im optimalen Fall erzielbaren minimalen Fehler liegen rund 15% unter den Ergebnissen der anderen beiden Algorithmen. Auch der Anteil der Modelle mit physikalisch unrealistischen Abundanzen ist mit 3,6% deutlich geringer, wobei das Kriterium der Nicht-Negativität streng eingehalten ist. Das Abundanzsummenkriterium wird nur geringfügig besser eingehalten, da das verwendete EM-Set nicht optimal ist und somit häufig keine Lösung alle Kriterien erfüllt.

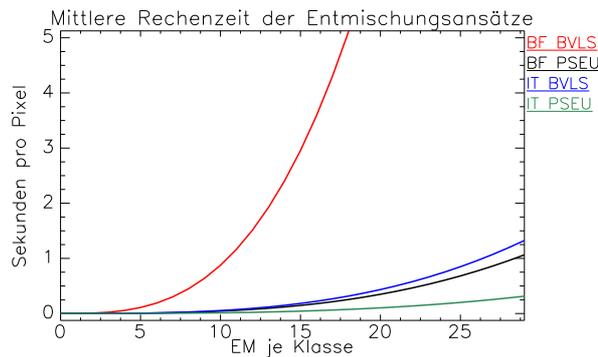


Abbildung 6.6: Mittlere Rechenzeit der Entmischungsansätze.

BF: 'Brute Force'-Ansatz; IT: Iterative EM-Auswahl; PSEU: Pseudo-Inverse. Verwendete CPU: AMD Athlon XP2800+.

Der große Vorteil von Pseudo-Inverse und SVD ist die um einen Faktor 5 schnellere Rechenzeit, wobei bei beiden Ansätzen die Korrektheit der Ergebnisse (mittlere Fehler, Anzahl realistischer Modelle) im gleichen Maße reduziert ist. Auf Grund dieser ähnlichen Performance wird im Folgenden nur die Pseudo-Inverse zusätzlich zu BVLS eingesetzt.

Tabelle 6.9: Performance der verschiedenen Lösungsalgorithmen. Datenbasis: 42.240 problematische Mischungsmodelle, über 2 Mio. im Brute-Force-Ansatz berechnete Mischungsgleichungen.

Algorithmus	Modelle pro sec.	Mittlerer Fehler*	davon EM-Fehler**	Abundanzen		Abweichung EM-Summe***
				> 100 [%]	< 0 [%]	
Pseudo-Inverse	4662	12,40	6,23 (50%)	8,1	21,0	14,9
SVD	4296	12,37	6,20 (50%)	8,1	21,0	14,9
BVLS	922	10,80	5,23 (48%)	3,6	0,0	14,4

\* Einheit: absolute Abundanz.

\*\* : Fehler, welcher explizit durch EM-Set verursacht wird.

\*\*\* : Absolute Abweichung von 100%

### Verifikation der iterativen EM-Auswahl

Ähnlich der Verifikation der Entmischungsalgorithmen soll nachfolgend kurz die Genauigkeit der ersten Entmischungsiteration hinsichtlich der ermittelten Abundanzwerte untersucht werden. Die Eignung dieser Iteration zur *Ableitung zusätzlicher EM* wurde bereits in Kap. 6.2.1 dargestellt. Für Datentests zur Verifikation erfolgt ebenfalls die Entmischung und anschließende Analyse von zufällig ausgewählten kritischen Mischungsmodellen.

Unter Verwendung des schnellsten Lösungsalgorithmus, der Pseudo-Inversen, kann die Rechenzeit um den Faktor 37 gegenüber einer 'Brute-Force'-Entmischung mit BVLS-Algorithmus reduziert werden, gegenüber 'Brute-Force' mit Pseudo-Inverser wird ein Faktor 7 erreicht. Der mittlere absolute Fehler dieser ersten Iteration ist aber im Vergleich zur BVLS-'Brute Force'-Entmischung um 45% auf nunmehr 18% Abundanz absolut angestiegen. Auch weisen rund ein Drittel der Modelle Fehler über 20% Abundanz absolut auf.

Eine Ursache hierfür liegt darin begründet, dass oftmals nur *gut geeignete* an Stelle der am besten passenden EM-Modelle verwendet werden, und dies sich auf Grund der mäßigen Konditionierung verstärkt in höheren Abundanzfehlern auswirkt. Insbesondere bei den ohnehin problematischen EM-Modellen dieses Tests ist die Auswahl der EM ein sehr kritischer Einflussfaktor, wie sich auch in weiteren Tests zeigen wird.

Um diese Fehlerquelle zu vermeiden, müssten entweder alle EM-Kombinationen berechnet werden ('Brute Force'), oder zusätzlich zum vorgeschlagenen EM-Modell auch weitere ausgewählte EM-Modelle zur Entmischung verwendet werden. Dies könnte innerhalb der Residualanalyse in Form eines Neuvorschlags mehrerer potentiell geeigneter EM-Modelle geschehen. Ein weiterer Ansatzpunkt zur Verbesserung wäre auch die Veränderung respektive Erweiterung der Kriterien, anhand derer das potentiell bessere EM-Modell vorgeschlagen wird.

Zusammenfassend eignet sich die iterative EM-Auswahl für eine schnelle Entmischung, wie sie zur Ermittlung weiterer Szenen-EM anhand des Entmischungsfehlers (Kap. 6.2.1) eingesetzt wird. Für akkurate Ergebnisse in der zweiten und dritten Entmischungsiteation ist aber weiterhin der 'Brute Force'-Ansatz besser geeignet, auch wenn die Rechenzeit dadurch deutlich ansteigt.

#### 6.2.4. Verifikation des Gütemaßes

Als erster Bestandteil des Gütemaßes soll auf die Eignung der empirischen Zusammenhänge eingegangen werden. Zur Verifikation der in Kap. 5.5 beschriebenen Regressionsgleichung wurden knapp 5 Millionen Mischungen simuliert, welche auf Feldspektren basieren, die am Cabo de Gata im Sommer 2003 und Frühjahr 2004 sowie in Calañas im Sommer 2005 erfasst wurden.

Zum Test dieser alternativen Methodik wurden auf Basis eines breitbandigen NDVI verschiedene Tests durchgeführt. Die Regressionsgleichung zur Abschätzung des PV-Bedeckungsgrads wurde letztendlich nach Glg. 5.25 bestimmt, die Ergebnisse sind in Tabelle 6.10 dargestellt.

Als Ergebnis dieser Tests erlaubt NDVI eine schnelle Abschätzung der PV-Bedeckungsgrade, wobei die mittleren Fehler um 13% absolut liegen. Für den Anteil des offenliegenden Bodens ist dieses Verfahren zu ungenau, da zum einen die Korrelation NPV-Boden nur mäßig ( $R^2$  um 0,5), andererseits die Bedeckung durch NPV in keinerlei Weise berücksichtigt werden kann ( $R^2$  um 0,02, mittlere Fehler über 20% absolut). Die Größenordnung der Genauigkeit für PV deckt sich mit den Ergebnissen

Tabelle 6.10: Ergebnisse der Regression zwischen NDVI und Bedeckungsgraden

Datensatz	PV			NPV			Boden		
	R	$R^2$	Mittl. Fehler*	R	$R^2$	Mittl. Fehler*	R	$R^2$	Mittl. Fehler*
CdG 2003	0,84	0,70	12	-0,17	0,02	23	-0,67	0,45	25
CdG 2004	0,71	0,50	15	0,03	0,001	33	-0,74	0,55	16
Calañas 2005	0,76	0,63	14	-0,06	0,003	23	-0,72	0,53	14

\* Einheit: absolute Abundanz.

Tabelle 6.11: Ergebnisse der Regression zwischen SWIR2-Ratio und Bedeckungsgraden für NPV und Boden

Datensatz	NPV			Boden		
	R	$R^2$	Mittl. Fehler*	R	$R^2$	Mittl. Fehler*
CdG 2003	0,74	0,55	16	0,84	0,71	13
CdG 2004	0,68	0,46	17	0,85	0,72	12
Calanas 2005	0,67	0,45	16	0,82	0,67	14

\* Einheit: absolute Abundanz.

von Xiao und Moody (2005), wobei in letzterer Studie Landsatdaten zum grünsten Vegetationszustand Verwendung fanden, und somit das Problemfeld von NPV vermieden wurde.

Auch für die SWIR2-Indices erfolgt die Verifikation auf Basis der knapp fünf Millionen Simulationsmodelle (Tab. 6.11). Insbesondere für NPV-Abundanzen ist eine deutliche Verbesserung gegenüber dem NDVI zu erkennen ( $R^2$ -Werte um 0,45 statt 0,02 für die NDVI-basierte Regression); auch für die Bodenanteile im Pixel steigt die Genauigkeit durch die Verwendung des schmalbandigen SWIR2-Ratios ( $R^2$ -Werte über 0,67 statt 0,53).

Die Verwendung eines normierten Bandratios, welches die Absorptionsbanden von Ton und Holozellulose parametrisiert, stellt somit eine deutliche Verbesserung dar. Die über Regressionsmodelle erreichbaren Genauigkeiten hinsichtlich Bodenbedeckungsgraden von NPV und Boden sind mit mittleren Fehlern von 16% Abundanz absolut für NPV und 13% für Boden nunmehr akkurat genug, um falsche Entmischungsergebnisse mit guter Wahrscheinlichkeit zu identifizieren. Generell sind aber die durch spektrale Entmischung berechneten Abundanzen als zuverlässiger anzusehen.

Den zweiten Bestandteil des Gütemaßes stellt das zur Modellauswahl benutzte kombinierte Fehlermaß dar, welches sich aus Modellierungs-RMS-Fehler, der absoluten Anzahl spektraler Merkmale im Residuum, sowie dem Auftreten von identifizierbaren spektralen Merkmalen zusammensetzt.

Zur Verifikation wurde eine Teilauswahl von 61 Modellläufen (rund 190.000 Einzelmodelle) genutzt, welche sowohl typische als auch problematische EM-Modelle, und verschiedene Optimierungskriterien umfasst. Die Korrelation zwischen dem kombinierten Fehlermaß und dem tatsächlich aufgetretenen Abundanzfehler beträgt  $R^2 = 0,73$ , und ist in Abb. 6.7 dargestellt. Der Vergleich von Abundanzfehler und Modellierungs-RMS-Fehler zeigt mit  $R^2 = 0,69$  einen geringfügig schlechteren Zusammenhang. Auf Grund des gegebenen statistischen Zusammenhangs lässt das Gütemaß eine erste Einschätzung hinsichtlich der Zuverlässigkeit der berechneten Abundanzwerte zu. Die Streuung der Werte verhindert aber eine *sichere* Bewertung allein durch dieses Maß.

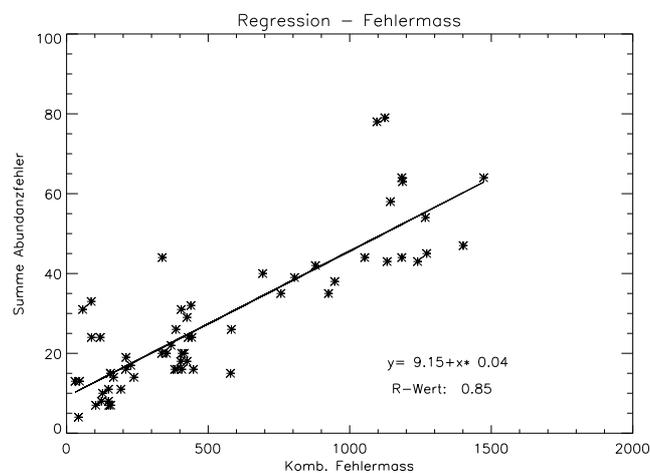


Abbildung 6.7: Korrelation des kombinierten Fehlermaßes und des tatsächlichen Abundanzfehlers (dargestellt als Fehlersumme) Datenbasis: 61 Modellläufe (190.000 Einzelmodelle) mit typischen und problematischen Modellen.

Zusammenfassend liefern somit der Vergleich der ermittelten Abundanzen gegen empirische Erwartungswerte sowie die Betrachtung des Modellierungsfehlers durch ein kombiniertes Fehlermaß bereits für sich genommen Indizien, um fehlerhafte Mischungsmodelle zu identifizieren. Wie sich am konkreten Beispiel der Cabo de Gata-Daten zeigen wird, ermöglicht vor allem die Kombination dieser beiden Kriterien mit dem lokalen Einfallswinkel eine umfassendere und somit zuverlässigere Einschätzung der Entmischungsgüte.

### 6.3. Verifikation der gesamten $\mu$ MESMA-Methodik

Nachdem einzelne Module der vorgestellten Entmischungsmethodik separat verifiziert wurden, sollen nachfolgend die gesamte Methodik getestet und die erzielbaren Genauigkeiten ermittelt werden. Hierzu dient die in Kap. 4.2 und Kap. 5.6 vorgestellte Simulationsumgebung, welche auf Basis von reinen Feldspektren spektrale Mischungen mit bekannten Abundanzen, und nachfolgend die Genauigkeit der Entmischung ermittelt.

Ein wesentliches Kriterium ist hierbei der mittlere Fehler je EM-Klasse, sowie dessen Schwankungsbreite. Auf die Angabe eines *relativen* Fehlers wurde bewusst verzichtet, da dessen Aussagekraft gering ist. So würde zum Beispiel eine Überschätzung der Bedeckung um 5% absolut bei einem tatsächlichen Bedeckungsgrad von 2% zu einer Überschätzung um 250%, bei einem hohen Bedeckungsgrad von 80% zu einer Überschätzung um 6,25% führen. Die Angabe des *absoluten* an Stelle des *relativen* Fehlers vermittelt somit ein besseres Bild der erzielten Genauigkeit.

Weiterhin erfolgt die Angabe des absoluten Fehlers, welcher explizit durch die EM-Detektion und EM-Auswahl verursacht wurde. Dieser lässt sich in den Simulationsdurchgängen ermitteln, indem das Mischungsmodell mit der kleinsten absoluten Differenz zu den Simulations-Abundanzen bestimmt wird. In einem *perfekten* Entmischungsansatz würde dieses bestmögliche Mischungsmodell ausgewählt werden, und diese sich ergebenden Fehler wären nur von den EM abhängig. In der Praxis aber wird dieser Wert nicht erreicht, da kein absolut perfektes Auswahlkriterium für Mischungsmodelle existiert, und die numerische Genauigkeit der Ansätze auch von der mäßigen Konditionierung des Problems beeinflusst wird. Wie in Kap. 6.2.3 dargestellt, ist diese Konditionierung stark von den gewählten EM abhängig.

Die absolute Höhe dieses durch die EM verursachten Fehlers sowie dessen Anteil am Gesamtfehler liefern Aussagen über die Güte der Entmischungsmethodik, insbesondere über den Grad der Beeinflussung durch die mäßige Konditionierung des Problems sowie über die Beeinflussung des Ansatzes durch die EM-Auswahl.

Die *Korrelation* zwischen den Entmischungsergebnissen und der Referenz wird in Form von  $R^2$ -Werten angegeben (Pearson-Korrelation, in allen Verifikationsszenarien signifikant auf  $p < 0,0005$ ). Von großem Interesse ist auch der Anteil der Ergebnisse, welche einen sehr geringen oder sehr hohen Entmischungsfehler aufweisen.

Weiterhin wird der Anteil der Modelle mit absolutem Fehler unter 3% Abundanz, sowie mit absolutem Fehler über 10% Abundanz mit angegeben. Hierdurch lässt sich eine erste Aussage über die *Verteilung* des Fehlers treffen, welche in diesen Tests maßgeblich von dem Auftreten einzelner nicht durch EM repräsentierter Simulationsspektren beeinflusst wird. Für einzelne Testläufe werden beispielhaft auch die Histogramme der Fehler, sowie Abbildungen betreffend der Abundanzabhängigkeit der Fehler präsentiert.

### 6.3.1. Übersicht über die Ergebnisse

Einen zusammenfassenden Überblick über mehrere in  $\mu$ MESMA implementierte Ansätze sowie den Vergleich zu herkömmlicher Entmischung mit manueller Auswahl der EM ist in Tab. 6.12 dargestellt.

Hierzu wurden auf Basis reiner Feldspektren zuerst spektrale Mischungen erzeugt, und additives Rauschen entsprechend des HyMap-typischen SNRs hinzugefügt. Die Basis stellten jeweils Kombinationen aus je einem von insgesamt 4 PV-EM, 4 NPV-EM und 3 Boden-EM dar, wobei die Abstufung in Schritten von 10% Abundanz erfolgte.

Nachfolgend wurden anhand der Mischungen durch SMACC potentielle EM detektiert und im Anschluss klassifiziert. Als einzige manuelle Interaktion wurden die so bestimmten EM kontrolliert, wobei nur fehlerhafte Spektren entfernt, aber keine weiteren EM-Spektren hinzugefügt wurden. Anschließend erfolgte die Entmischung unter Verwendung dieses ersten EM-Sets. Da durch SMACC in diesem simplifizierten Test bereits ein geeignetes EM-Set zur Verfügung stand, wurden keine weiteren EM nach der ersten Iteration hinzugefügt. Weiterhin war auch die Nachbarschaftsiteration kein Bestandteil dieses Tests.

Als Verfahren wurde neben der MESMA-Entmischung mit Residualanalyse (d. h. unter Optimierung des kombinierten Fehlermaßes) auch die einfachere Minimierung des RMS-Fehlers des Mischungsmodells getestet. Ebenso sind die wichtigsten Vorprozessierungsschritte zur Reduzierung der spektralen EM-Variabilität (Normierung, Derivate) in Verbindung mit der Residualanalyse dargestellt. Zur manuellen herkömmlichen Entmischung ist anzumerken, dass Mischungsmodelle mit extremen Fehlern (i. e., Abweichungen über 50% Abundanz absolut) nicht in die Statistik aufgenommen wurden. In diesen Fällen ist auf Grund linearer Abhängigkeiten keine sinnvolle Entmischung möglich.

Eine erste Analyse der mittleren Fehler der verschiedenen Ansätze zeigt ein relativ homogenes Bild (Tab. 6.12). Für die in  $\mu$ MESMA umgesetzten Ansätze liegen die Genauigkeiten für Vegetation zumeist um 10% Abundanz absolut, für Böden um 5% Abundanz absolut, die Korrelationskoeffizienten zwischen den Ergebnissen und den Referenzwerten liegen zwischen 0.75 und 0.81 ( $R^2$ -Werte).

Ein Vergleich mit den in Kap. 3.4.3 dargestellten Genauigkeiten publizierter MESMA-Ansätze zeigt, dass sich mit der automatisierten  $\mu$ MESMA-Methodik vergleichbare Genauigkeiten erzielen lassen. Bei den meisten Studien liegen die mittleren Fehler der MESMA-Ansätze um 10% Abundanz absolut, wobei in einzelnen Szenarien Fehler um 5% Abundanz absolut erreichbar sind. Hierbei ist noch einmal hervorzuheben, dass allein der  $\mu$ MESMA-Ansatz – mit Ausnahme der EM-Kontrolle – automatisiert abläuft. Wie sich in weiteren Tests zeigen wird, spielt hinsichtlich der Ergebnisse auch die hohe spektrale Ähnlichkeit der zum Test verwendeten Feldspektren eine maßgebliche Rolle, sodass für andere Szenarien bessere Genauigkeiten mit  $\mu$ MESMA erzielbar sind.

Tabelle 6.12: Zusammenfassung der Entmischungsergebnisse verschiedener Ansätze innerhalb  $\mu$ MESMA. Datengrundlage: 74 zufällig ausgewählte Feldspektren aus Cabo de Gata 2003 und 2004, Calañas 2005. Insg. 475.500 Modelle aus 336 Kombinationen).

	Klasse	Mittlerer Fehler*	Stdev **	Davon EM-Fehler ***	$R^2$	Anteil in Prozent – Modelle mit Fehler $\leq 3\%$   Fehler $\geq 10\%$	
$\mu$ MESMA, komb. Fehlermaß	PV	10,1	5,9	6,9 (68%)	0,75	49	31
	NPV	10,3	5,6	5,5 (53%)	0,64	44	27
	Boden	5,5	2,8	4,6 (84%)	0,88	62	18
	<b>Insg.</b>	<b>8,6</b>	<b>4,7</b>	<b>5,7 (66%)</b>		<b>51,7</b>	<b>25,2</b>
$\mu$ MESMA, RMS-optimiert	PV	12,8	7,5	6,4 (50%)	0,74	47	37
	NPV	11,6	7,2	4,6 (40%)	0,67	46	36
	Boden	4,4	2,4	3,7 (84%)	0,92	66	13
	<b>Insg.</b>	<b>9,6</b>	<b>5,7</b>	<b>4,9 (51%)</b>		<b>52,9</b>	<b>28,5</b>
$\mu$ MESMA, Derivate	PV	9,2	4,9	5,2 (57%)	0,80	54	27
	NPV	8,5	5,8	4,1 (48%)	0,70	56	25
	Boden	4,4	2,2	3,5 (80%)	0,92	64	14
	<b>Insg.</b>	<b>7,4</b>	<b>4,3</b>	<b>4,3 (58%)</b>		<b>58,3</b>	<b>22,4</b>
$\mu$ MESMA, Normierung	PV	16,8	4,1	10,4 (62%)	0,74	21	59
	NPV	11,7	4,6	7,1 (61%)	0,66	32	38
	Boden	8,5	2,0	6,8 (80%)	0,82	38	29
	<b>Insg.</b>	<b>12,3</b>	<b>3,6</b>	<b>8,1 (66%)</b>		<b>30,2</b>	<b>42,1</b>
Manuell ****, ohne MESMA	PV	12,8	12,9	-	0,71	43	44
	NPV	15,9	16,1	-	0,43	43	43
	Boden	5,2	5,2	-	0,82	56	19
	<b>Insg.</b>	<b>11,3</b>	<b>11,4</b>	<b>-</b>		<b>47,6</b>	<b>35,4</b>

\* Einheit: absolute Abundanz.

\*\* Stdev: Standardabweichung des Fehlers.

\*\*\*: Fehler, welcher explizit durch EM-Set verursacht wird.

\*\*\*\*: Mischungsmodelle mit extremen Fehlern (i. e., Abweichungen über 50% Abundanz absolut) wurden nicht in die Statistik aufgenommen.

Bei näherer Betrachtung des Fehlers ist auffällig, dass je nach Ansatz zwischen 51% und 66% des mittleren Entmischungsfehlers explizit durch die Auswahl der EM verursacht werden. Dies war zu erwarten, da auf jeden Klassifikationsansatz sowohl die Auswahl als auch die Vollständigkeit der Trainingsdaten einen hohen Einfluss ausüben, und die spektrale Entmischung hiervon keine Ausnahme darstellt. Somit liegt der größte Teil des Fehlers darin begründet, dass in den meisten Fällen nicht alle notwendigen EM durch SMACC detektiert wurden, wie in Kap. 6.2.1 beschrieben. Auch tragen fehlerhafte EM, welche selbst eine Mischung aus mehreren Materialien sind, stark zum Gesamtfehler mit bei.

Aus diesen beiden Gründen wird die mögliche Genauigkeit eines jeden Entmischungsansatzes reduziert, aber eine perfekte EM-Grundlage ist in diesen Tests wie auch bei realen Szenen nicht erreichbar. Werden wie in einem hypothetischen Szenario dieselben Spektren sowohl zur Generierung der Mischungen als auch zur Entmischung verwendet, so tritt bei allen in dieser Arbeit getesteten MESMA-Ansätzen kein Entmischungsfehler auf (geringe Fehler unter 0,5% Abundanz absolut kommen gelegentlich durch Rundungsfehler zustande).

Eine weitere wichtige Rolle spielt auch, wie in Kap. 3.3.2 diskutiert, die mäßige numerische Genauigkeit der Lösungsalgorithmen, hervorgerufen durch die nicht optimale Konditionierung der EM-Matrix. Im Falle einer schlechten Konditionierung, hervorgerufen durch lineare Abhängigkeiten der EM, können bereits kleine Abweichungen in der spektralen Signatur eines EMs zu größeren Änderungen im Entmischungsergebnis führen. Somit ändert sich die potentiell zu erreichende Genauigkeit mit jedem EM-Set, wobei die verschiedenen Ansätze in etwa gleich robust auf diesen Sachverhalt reagieren.

Hinsichtlich des *Optimierungskriteriums* zeigten sich bei der Verwendung eines kombinierten Fehlermaßes (incl. Residualanalyse) eine verbesserte Genauigkeit hinsichtlich der Erfassung von Vegetation (PV und NPV), und ein leichter Rückgang hingegen für Boden. Betrachtet man die Standardabweichung des mittleren Fehlers, also die Streuung der Fehler der einzelnen Simulationen, so zeigt sich auch hier eine Verbesserung der Stabilität für Vegetationsklassen.

Bei dem Vergleich der Fehlerverteilung fällt auf, dass die Optimierung des Modell-RMS-Fehlers zwar einen um 1,2% höheren Anteil an Modellen mit geringem Fehler, aber einen um 3,3% höheren Anteil an Modellen mit Fehlern über 10% Abundanz absolut aufweist. Insgesamt liefert somit die Verwendung eines kombinierten Fehlermaßes genauere und robustere Ergebnisse, als es die alleinige Verwendung des Modellierungs-RMS-Fehlers erlaubt.

Die *Normierung* jedes Spektrums auf einen Mittelwert von Null und eine Standardabweichung von Eins reduziert deutlich die Genauigkeiten der Entmischung. Da die in dieser Arbeit relevanten Vegetationsklassen eine hohe spektrale Dynamik aufweisen, wird diese durch die Normierung reduziert, und dadurch auch die spektrale Ähnlichkeit zwischen den Klassen erhöht. Dadurch verringert sich die Trennbarkeit der ohne-

hin spektral ähnlichen Klassen, und die Entmischungsfehler steigen. Folglich ist diese Form der Normierung für den vorliegenden Anwendungsfall nicht empfehlenswert, was sich mit der Diskussion in García-Haro u. a. (2005) deckt.

Hingegen führt Entmischung von *Derivaten*, also den zweiten Ableitungen der Spektren, in diesen Simulationen zu guten Ergebnissen. Sowohl die mittleren Fehler, als auch die Anteile von Modellen mit geringen und mit hohen Fehlern weisen auf eine Verbesserung durch diese Form der Normierung hin. Allerdings soll vorweggenommen werden, dass sich diese Ergebnisse *nicht* auf die realen HyMap-Szenen von Cabo de Gata übertragen lassen, wie in Kap. 7.3.1 dargestellt wird. Um den Umfang dieser Arbeit nicht weiter auszudehnen, werden mit Ausnahme von Tab. 6.12 keine weiteren Ergebnisse dieses Ansatzes präsentiert.

Ein Vergleich der  $\mu$ MESMA - Ansätze zur *herkömmlichen Entmischung* mit *manueller Interaktion* zeigt den generellen Vorteil von MESMA-Ansätzen. Auch wenn für Boden vergleichbare Ergebnisse erzielt werden konnten, so stieg doch für beide Vegetationsklassen der mittlere Fehler deutlich an (so für NPV um über 5% Abundanz absolut, entspr.  $\sim 50\%$  relativ). Ebenso sank die mittlere Korrelation von rund 0,75 ( $R^2$  für  $\mu$ MESMA mit kombiniertem Fehlermaß) auf 0,65 ab. Sowohl die Schwankungsbreite des Fehlers als auch der Anteil der Modelle mit hohen Fehlern stiegen signifikant an, wobei einzelne Simulationsdurchläufe mit extremen Fehlern über 50% Abundanz absolut nicht in die Statistik aufgenommen wurden.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass ein herkömmlicher Entmischungsansatz trotz manueller Interaktion nicht ganz die Genauigkeiten eines MESMA-Ansatzes erreicht. Da die Schwankungsbreite der Ergebnisse bei der herkömmlichen Entmischung signifikant höher ist, kann von einer höheren Robustheit der automatisierten MESMA-Ansätze ausgegangen werden.

Auf den Vergleich dieser Entmischungsergebnisse mit den Resultaten der *empirischen Regressionsmodelle*, welche in Tab. 6.10 und Tab. 6.11 dargestellt sind, wird nachfolgend eingegangen, obgleich eine andere Stichprobe an Simulationsspektren vorliegt.

Die *relativen* Verbesserungen durch MESMA-Entmischung hinsichtlich der mittleren Genauigkeiten der ermittelten Bedeckungsgrade lagen für PV bei 22%, für NPV bei 36% und für Boden bei 58% (mittlere Fehler des regressionsbasierten Verfahrens: PV: 13% Abundanz absolut, NPV: 16% Abundanz absolut, Boden: 13% Abundanz absolut). Auch hinsichtlich der Korrelation zwischen den ermittelten Bedeckungsgraden und den Referenzwerten zeigte sich die höhere Genauigkeit des Entmischungsansatzes. Die mittlere Korrelation über alle Klassen, ausgedrückt durch den  $R^2$ -Wert, lag bei den Regressionsmodellen bei 0,60, für die  $\mu$ MESMA-Methodik hingegen bei 0,75 für diese Datentests.

Als Test für die statistische Signifikanz der Ergebnisse kann der Vergleich gegen *Zufallsergebnisse* dienen, was der Vorgehensweise zur Bewertung von harten Klassifikationen durch die khat / Kappa-Statistik entspricht.

Hierzu werden für zwei Klassen gleichverteilte Zufallszahlen im Wertebereich zwischen 0 und 100 generiert, und – sofern die Summen nicht bereits 100 überschreiten – die dritte Klasse als Differenz zu 100 berechnet. In diesem Fall liegt der mittlere Fehler bei rund 28% Abundanz absolut. Durch  $\mu$ MESMA kann der mittlere Fehler um knapp 70% reduziert werden, bei manueller Entmischung um rund 59%, durch empirische Regressionsmodelle um knapp 50%.

### 6.3.2. Nähere Betrachtung und Diskussion

Die Ergebnisse der letztendlich am besten geeigneten nicht normierten  $\mu$ MESMA-Methode unter Verwendung des kombinierten Fehlermaßes sollen im weiteren Verlauf näher betrachtet, und die Fehlerquellen analysiert werden. Um repräsentative und anschauliche Beispiele hierfür geben zu können, erfolgt im weiteren Verlauf dieses Kapitels die Darstellung mehrerer Einzeltests.

Das Ergebnis eines weiteren Testlaufs zur Bewertung der Wiederholbarkeit ist in Tab. 6.13 dargestellt, welcher auf weiteren zufällig ausgewählten Feldspektren basiert. Der Vergleich zu den in Tab. 6.12 präsentierten Ergebnissen zeigt eine weitgehende Übereinstimmung der Ergebnisse auf, wobei dieser Testlauf für NPV und Boden geringfügig höhere Fehler aufweist (um 0,6% Abundanz absolut für PV und 0,3% Abundanz absolut für Boden).

Tabelle 6.13: Weitere  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – *Feldspektren*. Datengrundlage: Zufällig ausgewählte Feldspektren aus Cabo de Gata 2003 und 2004, Calañas 2005. Insg. 573.000 Modelle aus 432 EM-Kombinationen.

	Mittlerer Fehler*	Davon EM-Fehler**	$R^2$	Anteil in Prozent – Modelle mit	
				Fehler unter 3%	Fehler über 10%
PV Feld	10,1	6,9 (64%)	0,75	46	31
NPV	10,9	7,0 (64%)	0,64	44	30
Boden	5,8	4,9 (84%)	0,85	60	17

\* Einheit: absolute Abundanz.

\*\* : Fehler, welcher explizit durch EM-Set verursacht wird.

Wird die Methodik auf Basis von aus Bilddaten ermittelten reinen Spektren getestet, so zeigt sich eine Verbesserung der erzielbaren Genauigkeiten (Tab. 6.14). Der mittlere Fehler für PV bei diesen Testreihen ist mit 5,2% Abundanz absolut knapp halbiert, und auch NPV zeigt eine deutliche Verbesserung der Genauigkeiten. Einzig die Klasse 'Boden' weist einen Anstieg des mittleren Fehlers von 5,8% Abundanz absolut auf 6,0% auf. Der mittlere Fehler über alle Klassen wird um rund 26% von 8,9% Abundanz absolut auf 6,6% reduziert.

Tabelle 6.14:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – *Bildspektren*. Datengrundlage: zufällig ausgewählte Bild-EM aller Flugstreifen Cabo de Gata und Calañas der Überflüge 2004 und 2005. Insg. rund 382.000 Modelle aus 288 EM-Kombinationen.

	Mittlerer Fehler*	Davon EM-Fehler**	$R^2$	Anteil in Prozent – Modelle mit	
				Fehler unter 3%	Fehler über 10%
PV	5,2	3,2 (62%)	0,88	63	16
NPV	7,9	3,9 (49%)	0,73	52	23
Boden	6,9	4,0 (58%)	0,80	56	25

\* Einheit: absolute Abundanz.

\*\* : Fehler, welcher explizit durch EM-Set verursacht wird.

Die Ursache dieser besseren Ergebnisse ist in der Heterogenität der zur Simulation verwendeten Spektren begründet. Die Datengrundlage für diese Tests beruht auf einer Zufallsauswahl von 72 aus insg. 240 Spektren aus insg. 21 Flugstreifen von Cabo de Gata und Calañas, welche durch das SMACC-Verfahren abgeleitet wurden. Durch dieses Verfahren werden primär Spektren mit einer extremen Lage im Merkmalsraum detektiert, wodurch die gefundenen EM eines Flugstreifens spektral heterogen sind.

Auch nach der Kombination der verschiedenen EM-Sets aus beiden Gebieten und den verschiedenen phänologischen Zeitpunkten ist die Datengrundlage spektral heterogener als das aus Feldspektren gebildete Datenset der Tabellen 6.12 und 6.13. Als Konsequenz ist auch die spektrale Trennung der einzelnen Klassen erleichtert, und Entmischungsfehler, welche durch die spektrale Ähnlichkeit der Klassen zu Stande kommen, werden vermieden.

Hinsichtlich der spektral recht ähnlichen Klassen PV und NPV, sowie NPV und Boden, ergibt sich somit die oben beschriebene deutliche Verbesserung der Genauigkeiten. Diese Abhängigkeit der Entmischungsergebnisse von der Heterogenität der Simulationsspektren wird im weiteren Verlauf nochmals aufgegriffen.

Einen detaillierteren Einblick in die Fehlerverteilung liefert Abb. 6.8, in welcher die Histogramme des absoluten Fehlers der Entmischung dargestellt sind. Die Datengrundlage hierzu ist ein Teil der Tab. 6.14 zu Grunde liegenden Einzelmodelle, wobei die Fehlerstatistiken nahezu identisch sind (mittlerer Fehler PV: 5,5; NPV: 8,0; Boden: 6,9). Aus diesen Abbildungen wird der hohe Anteil an Modellen mit sehr geringem Fehler ersichtlich, aber auch das häufige Auftreten von Modellen mit mittleren Fehlern von bis zu 10% Abundanz absolut. Extrem hohe Fehler über 20% Abundanz absolut kommen bei den Klassen NPV und Boden vereinzelt vor. Bei allen drei Klassen ist ein leichtes Bias hinsichtlich der Unterschätzung der Abundanzen zu beobachten, was sich in der Abbildung durch eine leichte Rechtsschiefe der Verteilung darstellt.

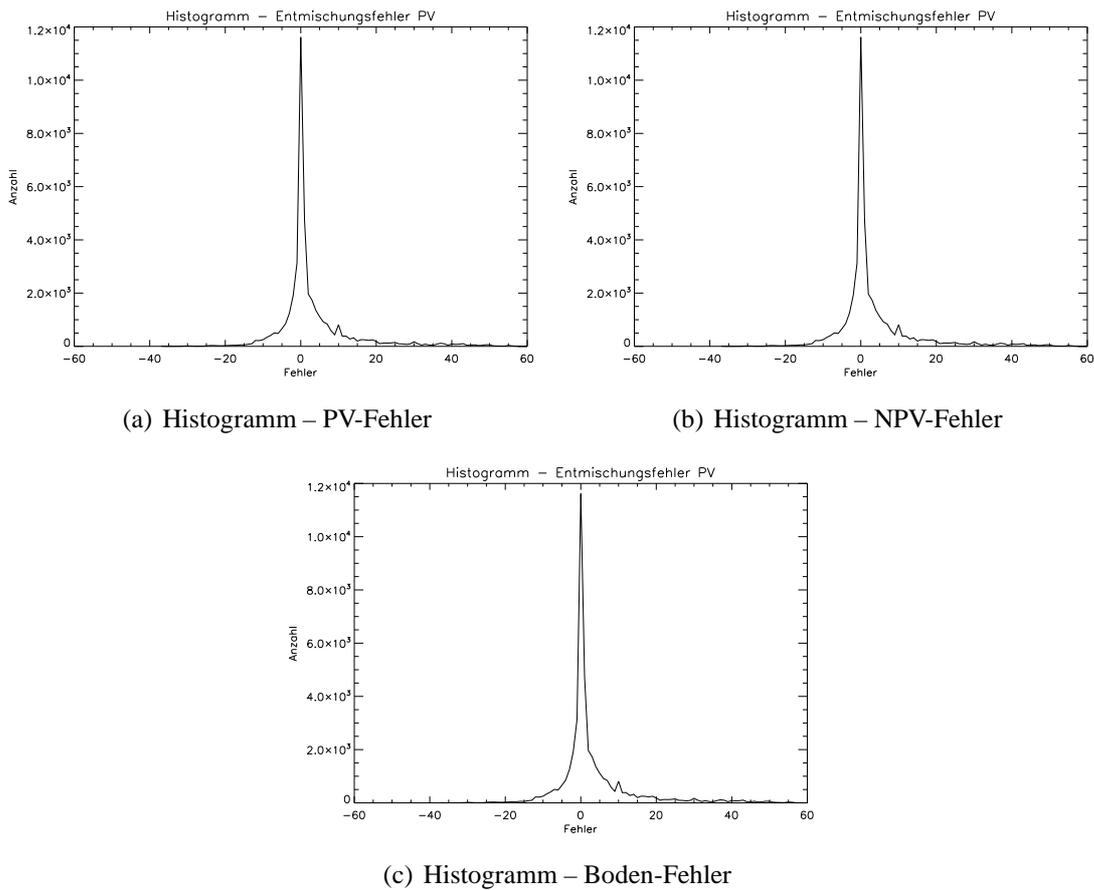


Abbildung 6.8:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – Histogramme der Entmischungsfehler. Datenbasis: repräsentative Auswahl der Tab. 6.14 zu Grunde liegenden Modelle. Anmerkung: die relative Häufung von Fehlern ('Zacken' im Histogramm) bei Vielfachen von 10 liegt in der Simulationsschrittweite von 10% Abundanz begründet.

Die Entmischungsfehler in Abhängigkeit von den Abundanzwerten sind in Abb. 6.9 illustriert. Neben jedem einzelnen Modellfehler sind auch die mittleren absoluten Fehler je Abundanzwert als Fehlerbalken dargestellt, wobei diese sowohl in positiver als auch negativer Abweichung von der 1:1-Referenzlinie eingezeichnet sind. Für die Berechnung der Datengrundlage wurde eine Abstufung der Abundanzen nach 10% Abundanz absolut gewählt, worin die diskrete Datenverteilung auf der Abszisse begründet liegt.

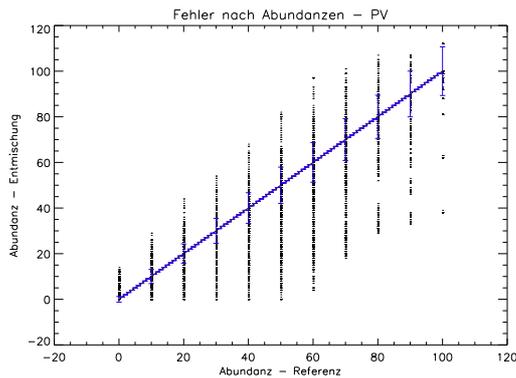
Da zur Lösung in der zweiten Iteration der BVLS-Algorithmus und somit eine Optimierung nach dem 'Non-Negative Least Squares'-Prinzip erfolgte, treten keine Datenwerte kleiner Null auf; andererseits ist jedoch eine größere Anzahl an Abundanzwerten über 100% zu beobachten, was mit den Ergebnissen aus Kap. 6.2.3 übereinstimmt.

Auffällig in Abb. 6.9 ist die hohe Streuung der Fehler, wobei aber je nach Klasse zwischen 75% (Boden) und 84% (PV) aller Datenpunkte eine Abweichung von unter 10% Abundanz absolut aufweisen. Zur Abschätzung der *absoluten Anzahl* dieser Streuung und der damit verknüpften Modelle mit hohem Fehler ist die Analyse der Histogramme sowie der Prozentangaben in Tab. 6.14 besser geeignet. Hinsichtlich der *mittleren Fehler* ist bei diesen Testläufen ein Anstieg mit zunehmender Abundanz zu beobachten, welcher für Boden am geringsten, für die beiden Vegetationsklassen hingegen stark ausfällt. Eine mögliche Ursache hierfür wird in einem nachfolgenden Beispiel diskutiert.

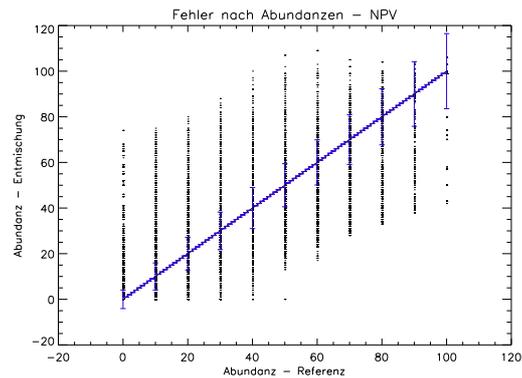
In einem weiteren Schritt wurde eine lineare Regressionsanalyse durchgeführt, um zu testen, ob hinsichtlich der Fehler ein erkennbarer Trend vorliegt. Dieses wäre gleichbedeutend mit einer systematischen Über- oder Unterschätzung der Bedeckungsgrade.

Die ermittelten Regressionsgleichungen und Geraden, sowie die Korrelationsfaktoren sind in Abb. 6.10 dargestellt. Auch wenn angesichts der hohen Schwankungsbreite der Einzelfehler die Regressionsgeraden nur gering von der wünschenswerten 1:1-Beziehung abweichen, so sind dennoch deutliche Trends erkennbar. Eine signifikante Abweichung zeigen die Steigungsfaktoren von 0,90 für PV und 0,83 für NPV sowie Boden auf. Dies führt – im statistischen Mittel – bei hohen Bedeckungsgraden zu einer *Unterschätzung* der Bedeckungsgrade, welche sich als Zunahme der mittleren Fehler in Abb. 6.9 zeigt. Für geringe Bedeckungsgrade ist für NPV und Boden eine generelle *Überschätzung* der Abundanzen erkennbar (Versatz von 3,59 und 5,08% Abundanz absolut), PV ist weitgehend unbeeinflusst.

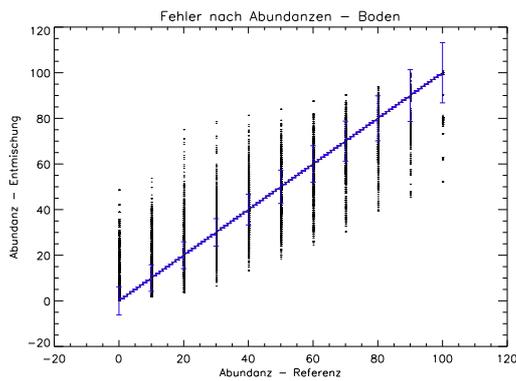
Um der Ursache der hohen Anzahl von Datenpunkten mit großen Fehlern und den Ursachen für die beobachtete systematische Unterschätzung bei hohen Abundanzen näher nachzugehen, wird nachfolgend ein Teilmodell genauer betrachtet. Zur genaueren Untersuchung erfolgte für dieses Modell die Simulation der Abundanzen im Abstand von 2%, um besser mögliche Trends in den Daten aufzuzeigen.



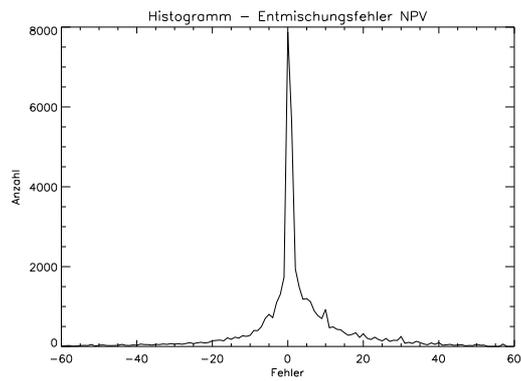
(a) Abundanzfehler – PV



(b) Abundanzfehler – NPV

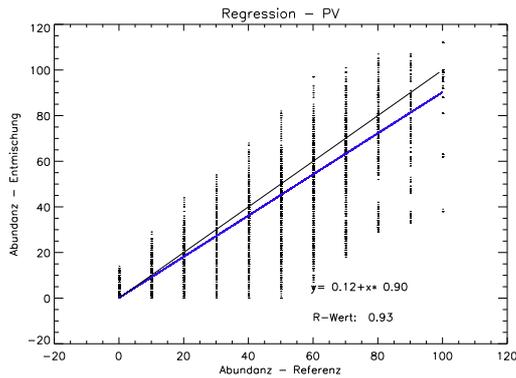


(c) Abundanzfehler – Boden

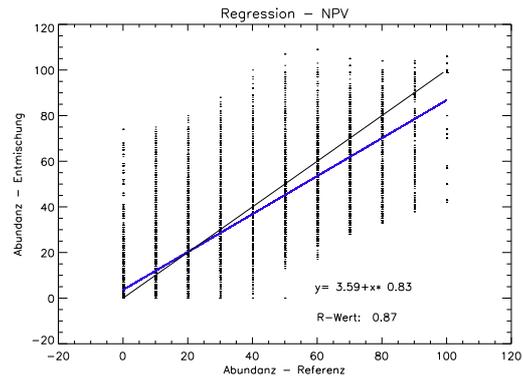


(d) Zum Vergleich: Histogramm – NPV-Fehler

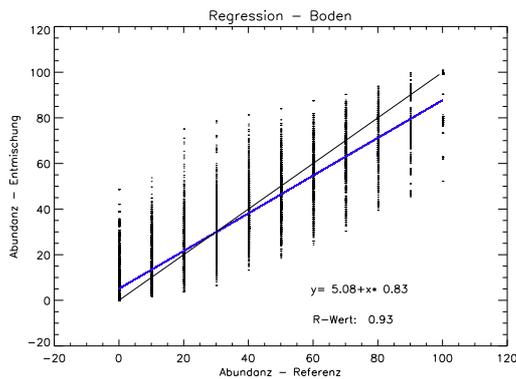
Abbildung 6.9:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – Entmischungsfehler nach Abundanz geordnet. Die blauen Fehlerbalken entsprechen dem doppelten mittleren Abundanzfehler, abgetragen auf der 1:1-Datenlinie. Datenbasis: Auswahl der Tab. 6.14 zu Grunde liegenden Spektren (42.240 Modelle, mittlerer Fehler PV: 5,5; NPV: 8,0; Boden: 6,9).



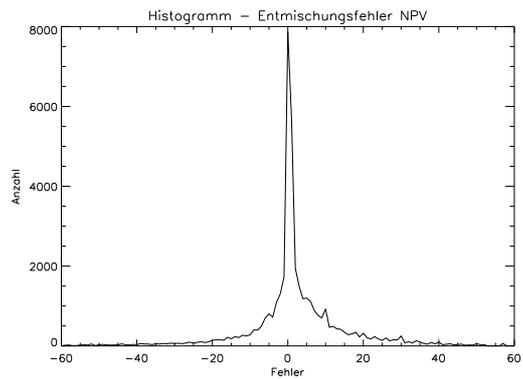
(a) Regression – PV-Fehler I



(b) Regression – NPV-Fehler I



(c) Regression – Boden-Fehler I

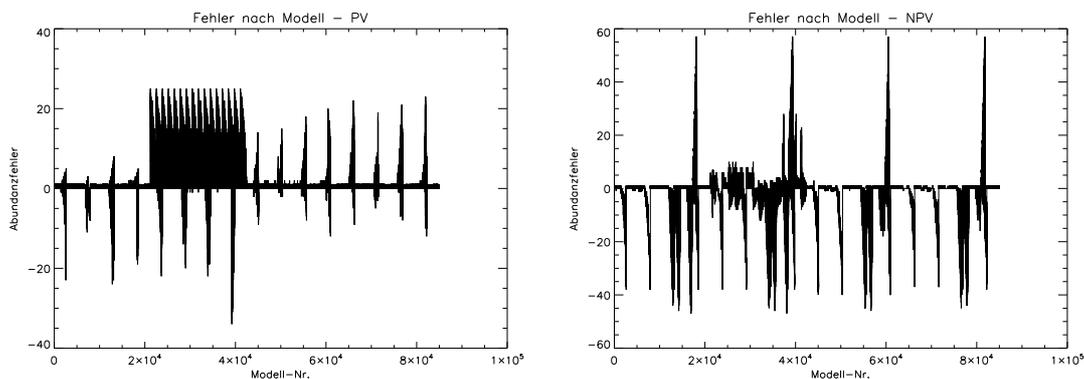


(d) Zum Vergleich: Histogramm – NPV-Fehler

Abbildung 6.10:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – Regressionsanalyse der Entmischungsfehler. Regressionsgerade blau dargestellt. Datenbasis: Auswahl der Tab. 6.14 zu Grunde liegenden Spektren (42.240 Modelle, mittlerer Fehler PV: 5,5; NPV: 8,0; Boden: 6,9).

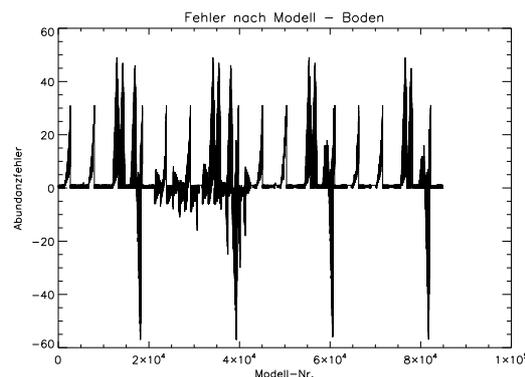
In Abb. 6.11 sind nunmehr die Entmischungsfehler nach Modellen aufgetragen. Die zyklischen Muster kommen hierbei durch die zyklische Variation der EM sowie durch die Variation der Abundanzen zu Stande.

So verursacht beispielsweise ein unzureichend durch EM repräsentiertes Simulationsspektrum für PV die höheren PV-Fehler für die Modelle  $\sim 21.000$  bis  $\sim 42.000$ . Ferner bedeutet die Überschätzung des Bedeckungsgrades einer Klasse gleichzeitig die Unterschätzung für eine oder für beide andere Klassen, wie in dem zumeist gegenläufigen Fehler von NPV und Boden erkennbar. Auf Grund dieses Verhaltens der Modellfehler kann von einem wesentlichen Anteil der EM am Modellierungsfehler ausgegangen werden. Weiterhin ist für diese reduzierte Datenbasis erkennbar, dass auch in diesem Testlauf die überwiegende Mehrzahl der Modelle mit Fehlern unter 10% Abundanz absolut entmischt werden kann, aber auch ein signifikanter Anteil von Modellen mit hohen Fehlern auftritt.



(a) Entmischungsfehler je Modell – PV

(b) Entmischungsfehler je Modell – NPV



(c) Entmischungsfehler je Modell – Boden

Abbildung 6.11:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – Fehler nach Einzelmodell I. Datenbasis: ein Teilmodell der Tab. 6.14 zu Grunde liegenden Spektren, berechnet mit Abundanzabstand von 2%.

Die Betrachtung der Fehler nach Abundanzen offenbart abweichende Trends in den Datenreihen, wie es insbesondere bei PV in Abb. 6.12 (a) und (c) durch die Datenreihe mit größerem Versatz unterhalb der 1:1-Geraden zu erkennen ist. Die Größe dieses Bias und somit auch der Fehler nimmt mit steigender Abundanz zu.

Die Ursache hierfür liegt in einem fehlerhaften EM begründet, was sich umso stärker auswirkt, je höher dessen Anteil an der Mischung ist. Dies ist auch in der Zunahme des mittleren Fehlers in Abb. (a) erkennbar, welcher stark durch die größer werdende Differenz der zwei Datenreihen gekennzeichnet ist. Dieser fehlerhafte PV-EM ist hier wie auch in Abb. 6.11 (a) zu identifizieren.

Ebenso tritt auch bei NPV ein weiterer fehlerhafter EM auf, erkennbar in Abb. 6.12 (b) und (d) durch die Datenreihe mit einer höheren Steigung als die 1:1-Gerade. Der mittlere Fehler in diesem Fall ist für hohe Abundanzen gering, doch im mittleren Abundanzbereich aus den genannten Gründen stark erhöht. Diese systematische Unterschätzung bei PV zeigt sich im Fehlerhistogramm (Abb. 6.12 (e)) durch die rechtsschiefe Verteilung, die Überschätzung von NPV in Abb. (f) durch eine geringe Linksschiefe der Verteilung.

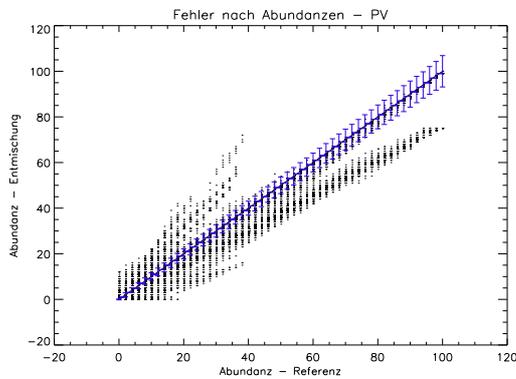
### Erweiterte Datentests

Um die Abhängigkeit der Ergebnisse von der Homogenität der Eingangsspektren näher zu untersuchen, und um die Verifikation des Ansatzes auf Spektren weiterer Untersuchungsgebiete auszuweiten, wurde ein weiterer Test mit zufällig ausgewählten Spektren aus den Spektralbibliotheken der Johns Hopkins University, den Spektralmessungen von C. Elvidge sowie der MEDSPEC-Datenbank durchgeführt (s. Kap. 6.2.2).

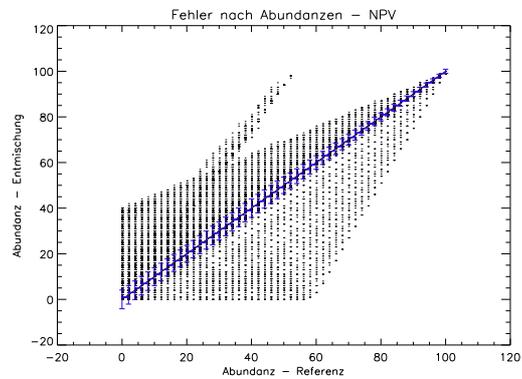
Dieser Test liefert im Vergleich zu den Feld- und Bildspektren von Cabo de Gata und Calañas deutlich genauere Bodenbedeckungsgrade (Tab. 6.15 im Vergleich zu den Tabellen 6.12 und 6.14). Der Grund hierfür liegt in der größeren Heterogenität der Datengrundlage, was im weiteren Verlauf näher betrachtet werden soll. Da in der Datengrundlage für Tab. 6.15 eine größere Anzahl an Vegetationsarten und Bodentypen abgedeckt wird, ist auch die spektrale Ähnlichkeit der Simulationsspektren geringer. Insbesondere die Trennung zwischen den Klassen PV und NPV wird vereinfacht, was sich in deutlich reduzierten Entmischungsfehlern im Vergleich zu den Cabo de Gata-Ergebnissen (mittlerer Abundanzfehler von  $\sim 2\%$  statt  $\sim 9\%$  für PV,  $\sim 3\%$  statt  $\sim 10\%$  für NPV,  $\sim 3\%$  statt  $\sim 6\%$  für Boden) zeigt (vgl. Abb. 6.13 (a)).

Dennoch treten auch hier vereinzelt deutlich höhere Fehler auf, wie in Abb. 6.13 (b) durch die weitere Wertehäufung entlang einer Geraden mit geringerer Steigung ersichtlich. Die Ursache hierfür liegt wiederum in einem nicht durch einen EM repräsentierten Simulationsspektrum.

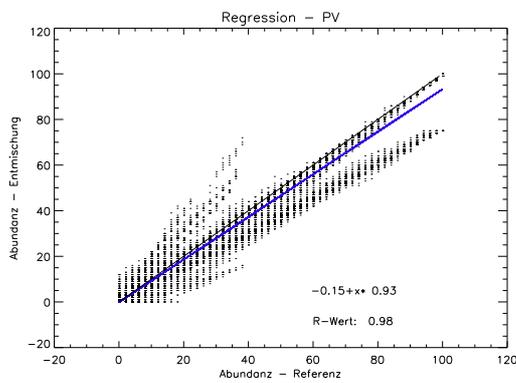
Bei diesen Simulationen ist auch auffällig, dass sich die Anzahl schlecht konditionierter EM-Kombinationen deutlich reduziert hat (von rund 14% auf 2% aller Modelle), was ebenso auf die geringere EM-Ähnlichkeit zurückzuführen ist.



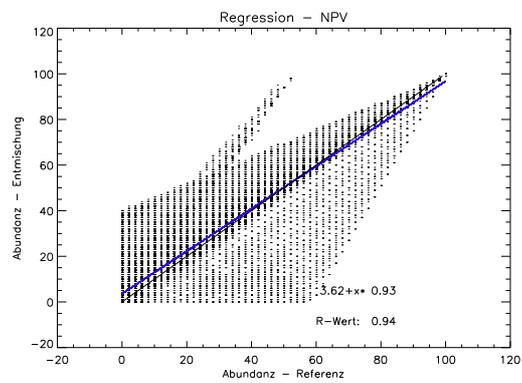
(a) Abundanzfehler – PV



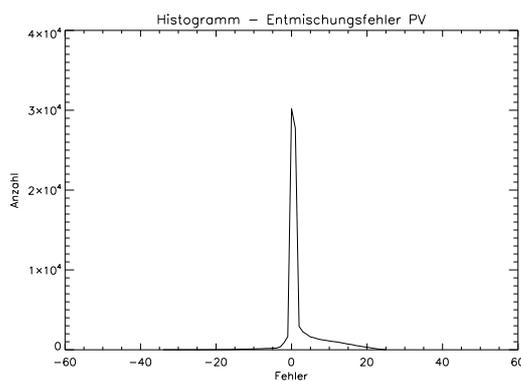
(b) Abundanzfehler – NPV



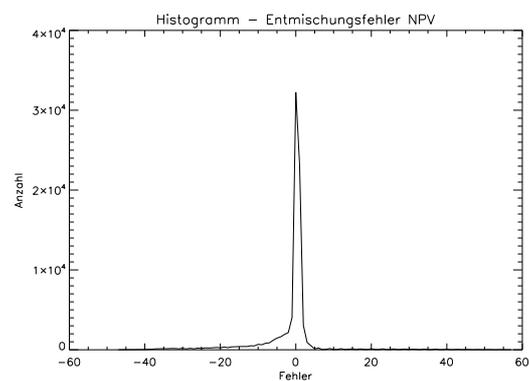
(c) Regression – PV



(d) Regression – NPV



(e) Histogramm – PV



(f) Histogramm – NPV

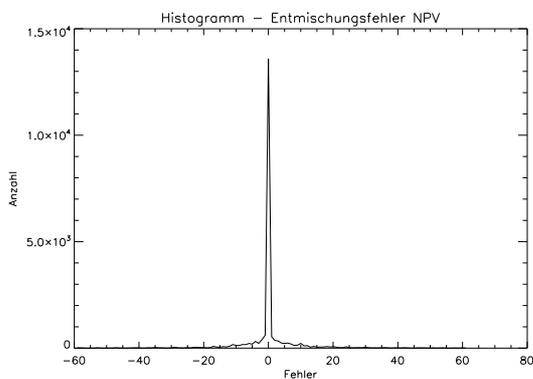
Abbildung 6.12:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – Fehler nach Einzelmodell II. Datenbasis: ein Teilmodell der Tab. 6.14 zu Grunde liegenden Spektren, berechnet mit Abundanzabstand von 2%.

Tabelle 6.15:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – heterogene Eingangsspektren, basierend auf externen Spektralbibliotheken (s. Text). Datengrundlage: zufällig ausgewählte Feldspektren aus drei Spektralbibliotheken. Insg. knapp 86.000 Modelle aus 1.300 EM-Kombinationen.

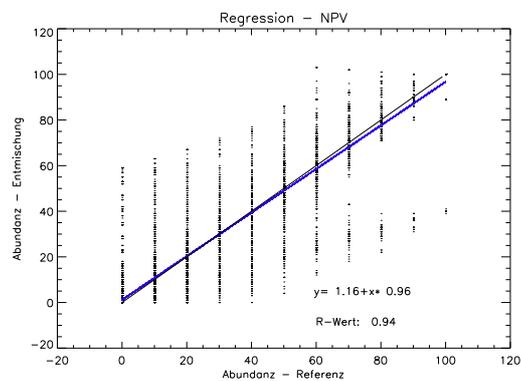
	Mittlerer Fehler*	Davon EM-Fehler**	$R^2$	Anteil in Prozent – Modelle mit	
				Fehler unter 3%	Fehler über 10%
PV	2,5	1,5 (61%)	0,96	80	9
NPV	3,4	1,5 (44%)	0,91	77	10
Boden	4,3	1,9 (44%)	0,87	75	13

\* Einheit: absolute Abundanz.

\*\* : Fehler, welcher explizit durch EM-Set verursacht wird.



(a) Histogramm – NPV



(b) Regression – NPV

Abbildung 6.13:  $\mu$ MESMA-Ergebnisse (kombiniertes Fehlermaß, keine Normierung) – Fehler bei heterogener Datengrundlage. Datenbasis: externe Spektralbibliotheken (s. Text), Teilbereich der Tab. 6.15 zu Grunde liegenden Spektren.

Tabelle 6.16: Homogenität der Datengrundlage, dargestellt anhand des CAR-Tests.

	Cabo de Gata, Calañas		Externe Spektralbibliotheken CAR-Wert
	Feldspektren CAR-Wert	Bildspektren CAR-Wert	
PV – NPV	282	1024	951
PV – Boden	1135	1302	1472
NPV – Boden	166	378	404

Um diese Abhängigkeit der Entmischungsergebnisse von der Datenbasis näher zu untersuchen, müssen die spektralen Ähnlichkeiten zwischen den Klassen betrachtet werden. Ein bezüglich der spektralen Entmischung geeignetes Maß hierfür ist der Class Average RMSE zwischen je zwei Klassen, dargestellt in Tab. 6.16.

Dieser in Kap. 5.2.2 beschriebene CAR-Test liefert die Aussage, mit welchem Fehler die Spektren einer Klasse durch eine andere Klasse entmischt und somit modelliert werden können; die Basis hierfür ist eine testweise Entmischung der Spektralbibliotheken. Hohe CAR-Werte entsprechen dabei hohen Entmischungsfehlern, gleichbedeutend mit einer guten Unterscheidbarkeit der Klassen.

Wie zu erwarten stellt die Trennung der spektral unähnlichen Klassen PV und Boden bei keiner dieser Spektralbibliotheken ein Problem dar. Auch sind bei den Bildspektren und den externen Spektralbibliotheken PV und NPV gut voneinander trennbar, was aber für die Feldspektren von Cabo de Gata und Calañas ein größeres Problem darstellt. Da die Erfassung dieser Spektren im Feld nur an ausgewählten Standorten stattfand, und die Vegetation größtenteils bereits vertrocknet war, konnte nicht sichergestellt werden, dass die Pflanzen in vitalstem Zustand eingemessen wurden.

Als Konsequenz folgt, dass die Klasse PV keine 'extrem' vitale Vegetation enthält, sondern vielmehr auch Pflanzen im Übergang zum nicht-photosynthetisch aktiven Status. Die korrespondierenden Bildspektren decken einen größeren räumlichen Bereich ab, und umfassen daher mehr 'extreme' Ausprägungen an PV, was die Trennbarkeit der Klassen erhöht. Die Trennbarkeit von NPV und Boden ist für alle Testfälle problematisch, wobei auch hier die größte Ähnlichkeit zwischen den Klassen für die Feldspektren von Cabo de Gata und Calañas auftritt.

### 6.3.3. Weitere Tests und Sensitivitätsanalyse

In aller Kürze sollen nachfolgend die wichtigsten externen Einflussfaktoren auf die Entmischungsergebnisse untersucht, sowie die Sensitivität von  $\mu$ MESMA auf diese und weitere Faktoren dargestellt werden.

### Erhöhung der Mischungskomplexität

Da innerhalb eines Pixels auch mehrere spektrale Ausprägungen einer Materialklasse auftreten können, soll in einem weiteren Test der Einfluss dieser möglichen Fehlerquelle auf das Entmischungsergebnis untersucht werden. Die Übertragung auf *Bilddaten* ist aber nicht direkt gegeben, da die aus Bilddaten abgeleiteten EM in heterogenen Räumen mit hoher Wahrscheinlichkeit bereits mehr als ein Material (i. e., mehrere Vegetationsspezies) beinhalten. Daher sollte der Einfluss dieser Fehlerquelle in der Praxis geringer ausfallen.

Für die Simulationen wurde jeweils eine der Klassen als Mischung zweier zufällig ausgewählter Spektren derselben Klasse realisiert. Die verwendeten EM entsprachen hingegen jeweils einem Spektrum ohne diese zusätzliche Mischung; das zweite Simulationsspektrum wurde hierdurch nicht durch einen EM repräsentiert.

Die Ergebnisse sind in Tab. 6.17 dargestellt. Im Durchschnitt stieg der mittlere Fehler um 1,5% Abundanz absolut an, wobei alle Klassen hiervon betroffen waren. Auch sank die Anzahl an Modellen mit Fehlern unter 3% Abundanz absolut ab. In knapp einem Viertel der Einzelmodelle trat hingegen für eine der Klassen eine Verbesserung der Entmischungsgenauigkeit ein, wobei dies höchstwahrscheinlich auf die bereits diskutierte verbesserte Klassentrennung zurückzuführen ist.

### Einfluss der Abschattung

Ein weiterer Test dient explizit zur Ermittlung des Einflusses einer partiellen Abschattung des Bodens, wie dies durch Vegetationsbestände erfolgt. Jedes zur Simulation genutzte Bodenspektrum wurde hierbei um 25% abgeschattet, die zur Entmischung verwendeten EM blieben hingegen unverändert.

Der mittlere Entmischungsfehler stieg bei zusätzlicher Abschattung für PV um 0,4% Abundanz absolut, für NPV um 0,3% und für Boden um 1,8% an (vgl. Tab. 6.17). Die mittlere Anzahl der Modelle mit Bodenfehlern unter 3% absolut sank in diesen Simulationen von 56% auf 41% ab, Abundanzfehler über 10% absolut für Böden traten durch Abschattung in 31% statt 24% aller Fälle auf. Für PV und NPV zeigte sich ebenso eine Verringerung der Entmischungsgenauigkeit, wobei der Rückgang akkurat entmischter Modelle in allen Fällen unter 3% lag.

### Einbeziehung von Bodenflechten

Da Bodenflechten in vielen semi-ariden Regionen verbreitet sind, wurde ihr Einfluss auf die Entmischungsergebnisse näher untersucht. Als erster Test wurde eine Spektralbibliothek von 20 Bodenflechten des Gebiets Cabo de Gata durch EM der Klassen PV, NPV und Boden entmischt.

Im Mittel wurden die Bodenflechten anteilig zu 5% als PV, zu 56% als NPV und zu 39% als Boden entmischt. Die Schwankung dieser Ergebnisse, ausgedrückt durch die Standardabweichung, lag bei PV um 8% Abundanz absolut, und bei 25% resp. 29% bei

Tabelle 6.17: Einfluss externer Faktoren auf die  $\mu$ MESMA-Ergebnisse. Datenbasis: 19.000 Modelle, 288 EM-Kombinationen.

	Komplexere Mischung		Abschattung Boden		Bodenflechten		Verringertes SNR	
	Anstieg Fehler absolut	Anstieg Fehler relativ						
PV	1,62	31%	0,40	8%	0,46	9%	1,13	22%
NPV	1,99	25%	0,23	3%	0,20	3%	0,65	8%
Boden	1,12	16%	1,75	25%	2,03	29%	0,18	2%
<b>Insg.</b>	<b>1,58</b>		<b>0,79</b>		<b>0,89</b>		<b>0,65</b>	

Bezugsbasis: Simulationsmodell mit mittlerem Fehler für PV: 5,18; NPV: 7,97; Boden: 6,97 (Abundanz absolut).

NPV und Boden. Der kombinierte Modellierungsfehler lag hierbei um den Faktor 2,5 deutlich höher als der typische Modellierungsfehler bei der Entmischung 'sinnvoller' Szenen.

Ein weiterer Test über den Einfluss von Flechten auf die Entmischungsergebnisse beinhaltet die Mischung der Boden-EM mit einem Flechtenspektrum. Der Anteil der Bodenflechten wurde relativ zum Bodenanteil mit 25% gewählt, der absolute Anteil der Boden-Flechten-Mischung am simulierten Pixel ist variabel. Die Ergebnisse sind in Tab. 6.17 aufgeführt. Auch wenn wie oben dargestellt Flechten als Mischung aus NPV und Boden angesehen werden können, so steigt doch nur der Fehler für Boden-abundanzen stark um 2% Abundanz absolut an. Auch wenn die Anzahl an Modellen mit hoher Genauigkeit deutlich zurückging, so stieg der Anteil an Modellen mit hohen Fehlern über 10% Abundanz absolut nur geringfügig auf 15% (PV), 23% (NPV) und 24% (Boden) an.

### Einfluss des SNR

Um die Übertragbarkeit auf weltraumgestützte Sensoren mit deutlich geringerem SNR zu testen (vgl. Tab. 2.3 in Kap. 2.4), wurde das simulierte Sensorrauschen wie in Kap. 5.6.1 beschrieben erhöht. Weiterhin wurde die Filterung dem neuen SNR angepasst, um diese Verschlechterung des Signals teilweise auszugleichen (vgl. Kap. 5.2.3). Die Ergebnisse dieses Tests sind in Tab. 6.17 aufgeführt.

Für die betrachteten Simulationsszenarien spielt das SNR auf Grund der standardmäßigen Filterung eine eher geringe Rolle. Wie sich das erhöhte Sensorrauschen im einzelnen auf die verschiedenen Module von  $\mu$ MESMA (insb. auf die Detektion und Parametrisierung von Absorptionsbanden) auswirkt, muss in weiteren Datentests gesondert untersucht werden.

### Sensitivität der Methodik

Die Analyse der Sensitivität der vorgestellten Methodik umfasst sowohl interne (d. h. methodeneigene) als auch externe Faktoren (d. h. Merkmale des Untersuchungsobjekts). Einige externe Faktoren wurden bereits angesprochen, und sollen nun zusammenfassend dargestellt werden.

Auf eine nähere Beschreibung der **Parameterwahl** innerhalb der einzelnen  $\mu$ MESMA-Module wurde zu Gunsten einer Übersicht verzichtet, da eine Aufzählung aller Einzelparameter sowie die Darstellung ihrer Optimierung für diese Arbeit nicht näher von Interesse ist. Hinsichtlich der Parameteroptimierung der einzelnen Module ist anzumerken, dass deren Bestimmung durch Tests im Zuge der Erstellung der einzelnen Programmmodule erfolgte. Für die wichtigsten Module wurden diese Parameter auch nachfolgend mehrfach variiert, um die Wahl guter Parameter trotz Abhängigkeiten zwischen verschiedenen Modulen sicherzustellen.

Ein Überblick über die betroffenen Module soll die nachfolgende Auflistung vermitteln. Auf Grund ihrer Relevanz sind die Wichtungsfaktoren der spektralen Klassifikation sowie der Modellauswahl-Kriterien hervorzuheben.

Übersicht über die zu optimierenden (Teil-)Module innerhalb  $\mu$ MESMA:

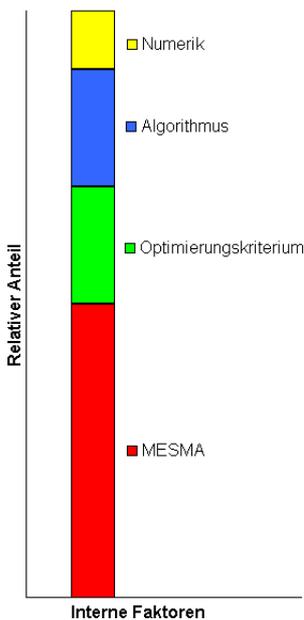
- Parametrisierung von SMACC und Kriterien für die Auswahl potentieller EM nach der ersten Entmischungssiteration (Kap. 5.2).
- Wichtung der einzelnen Maße zur EM-Auswahl (Kap. 5.2.2).
- Kanalauswahl, Filtergröße und Derivate (Kap. 5.2.3).
- Sensitivität der Detektion und Parametrisierung spektraler Merkmale (Kap. 5.3.2, Kap. 6.2.2).
- Klassifikation anhand spektraler Merkmale, insbesondere Auswahl der harten und optionalen Klassen-Kriterien (Kap. 5.3.1).
- Gewichtung der verschiedenen Modell-Auswahlkriterien (i. e., bandweise gewichteter Modellierungs-RMS-Fehler, Schwellwert für die Optimierung außerhalb des Sensor-Rauschens, Auswahl und Wichtung der identifizierbaren Merkmale im Residualspektrum, Wichtung der Gesamtanzahl an Merkmalen im Residuum. Vgl. Kap. 5.4.4).
- Auswahl und Wichtung der verschiedenen Parameter zur iterativen EM-Auswahl (Kap. 5.3.2, Kap. 5.4.5).
- Wahl der Schrankenwerte des BVLS-Algorithmus (Kap. 5.4.2).
- Rückweisungskriterien für schlecht konditionierte EM-Modelle (Kap. 5.4.3).
- Kriterium für die Verwendung des räumlich dominanten Boden-EMs (Kap. 5.4.6).
- Aufbau und Wichtung des Gütemaßes (Kap. 5.5).

Eine Übersicht, inwieweit die einzelnen **Methoden** und **Einflussfaktoren** zu einer Verbesserung respektive Verschlechterung des Entmischungsergebnisses beitragen, ist in Abb. 6.14 zu finden. Die im Text aufgelisteten Prozentwerte geben grob die Stärke des Einflusses an, welche die Verwendung der entsprechenden Methode mit sich bringt.

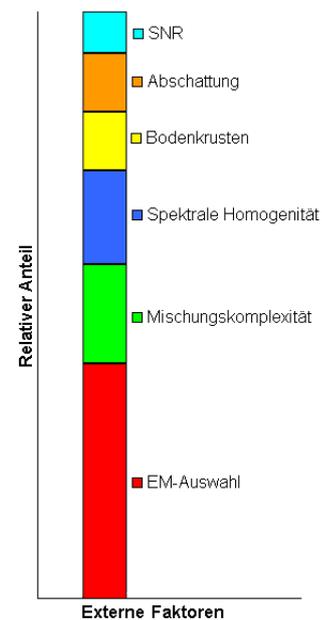
Die größte Relevanz hinsichtlich der internen Faktoren (Abb. 6.14 (a)) weist die Verwendung von MESMA statt der herkömmlichen Entmischung auf (ca. 50% relative Gewichtung). Etwas schwächer wirken sich die Wahl eines optimalen Algorithmus (BVLS statt Pseudo-Inverser) sowie die Verwendung eines verbesserten Optimierungskriteriums (kombiniertes Fehlermaß incl. Residualanalyse statt Optimierung des RMS-Fehlers) aus. Die Anteile liegen bei je 20%. Der Einfluss des relativen numerischen Fehlers der Lösungsalgorithmen hingegen ist mit unter 10% als gering anzusehen.

Als externer Faktor (Abb. 6.14 (b)) wirkt sich die Auswahl der passenden EM deutlich am stärksten auf die erzielbare Genauigkeit aus (relative Wichtung von rund 40%). Die Komplexität der spektralen Mischungen (i. e., das Auftreten von komplexen Mischungen mehrerer Materialien einer Klasse, welche nicht durch EM abgebildet werden) geht ebenso stark in die Ergebnisse mit ein wie die Homogenität der Simulationsspektren (i. e., ob sich die Spektren einer Klasse deutlich oder nur gering voneinander unterscheiden). Beide Anteile liegen knapp über 15%.

Das Auftreten von biogenen Bodenkrusten (insb. Flechten) beeinflusst die Entmischungsergebnisse nur gering, da sich Spektren von Flechten zu etwa gleichen Teilen den Klassen NPV und Boden entmischen lassen, der resultierende Fehler somit etwa gleich verteilt wird. Auch wirkt sich die teilweise Abschattung eher gering auf die erzielbare Genauigkeit aus. Die relative Stärke der beiden letztgenannten Einflussfaktoren liegt bei je 10%. Den mit 7% geringsten Einfluss auf das Ergebnis hat das Sensor-SNR, da innerhalb von  $\mu$ MESMA bereits eine Datenglättung erfolgt.



(a) Bedeutung methoden-interner Faktoren



(b) Bedeutung weiterer Faktoren

Abbildung 6.14: Einflussfaktoren auf das Entmischungsergebnis.

## 6.4. Zusammenfassung und Fazit

Zusammenfassend lassen sich für die eigentliche Entmischung folgende Schlüsse ziehen:

- Auf Basis der Einzelmodelle kann das Auftreten eines fehlerhaften EMs zu starken Fehlern einzelner Datenreihen führen. Akkurate EM hingegen erlauben eine annähernd exakte Bestimmung der Abundanzen. Wie bei herkömmlichen Klassifikationsverfahren kann nur eine mittlere (statistische) Genauigkeit für die Methodik angegeben werden, welche im Einzelfall positiv oder negativ abweichen kann.
- Die Verwendung von nicht optimalen EM führt vor allem bei hohen Anteilen der entsprechend schlecht repräsentierten Materialien zu Fehlern. Als Konsequenz kann oftmals ein Anstieg des mittleren Entmischungsfehlers mit zunehmender Abundanz des Materials beobachtet werden, was einem gegenläufigen Verhalten zu Subpixel-Detektionsverfahren entspricht.
- Zusätzlich beeinflusst die spektrale Ähnlichkeit zwischen den EM-Klassen (und somit letztendlich die Anwendung) die erzielbare Genauigkeit. Der mittlere absolute Fehler für die in dieser Arbeit betrachteten Klassen kann hierbei zwischen 3% Abundanz absolut für sehr gut trennbare Datensätze und 10% Abundanz absolut für Datensätze mit hoher spektraler Ähnlichkeit schwanken. Falls ein Spektrum nicht durch einen EM repräsentiert werden kann, können aber Einzelfehler von über 50% Abundanz absolut auftreten. Die Korrelation zwischen den Entmischungsergebnissen und den Referenzwerten liegt je nach Datengrundlage zwischen 0,64 und 0,96 ( $R^2$ -Werte), wobei die mittlere Korrelation mit  $R^2 = 0,75$  angegeben werden kann.
- Der Grad der Beeinflussung von MESMA-Verfahren durch fehlerhafte EM-Modelle sowie durch spektral ähnliche Klassen ist von höchster Relevanz, da in der Praxis durch die hohe spektrale Variabilität und die Qualität der EM-Erfassung in den meisten Fällen keine exakten EM vorliegen. Auch besteht eine hohe Anforderung an die Methoden zur EM-Ableitung, da deren Ergebnisse die erzielbare Genauigkeit der Entmischung stark beeinflussen.
- Die durch das automatisierte  $\mu$ MESMA-Verfahren erzielbaren Entmischungsgenauigkeiten und die Robustheit der Ergebnisse lagen über den Werten einer manuellen herkömmlichen Entmischung, und über den Werten der Ableitung von Bedeckungsgraden durch Regressionsmodelle. Bei den innerhalb  $\mu$ MESMA realisierten Ansätzen stellte sich das kombinierte Fehlermaß auf Basis der Residualanalyse als robust heraus. Eine vorherige Normierung der Eingangsdaten oder die Verwendung des Modell-RMS-Fehlers als Auswahlkriterium reduzierten im Anwendungsfall die erzielbaren Genauigkeiten.
- Die größte Verbesserung hinsichtlich der erzielbaren Ergebnisse bringt die Verwendung eines MESMA-Ansatzes mit sich. Der verwendete Lösungsalgorithmus sowie die Wahl eines verbesserten Optimierungskriteriums (kombiniertes

Fehlermaß incl. Residualanalyse) führten zu einer weiteren Reduzierung des Entmischungsfehlers.

- Hinsichtlich der Fehlerquellen wirkt sich die Auswahl eines unpassenden oder unvollständigen EM-Sets sehr stark auf die Ergebnisse aus. Die Einflüsse unberücksichtigter komplexer Mischungen sowie die spektrale Ähnlichkeit der Klassen beeinflussen das Ergebnis noch deutlich, das Auftreten von Bodenflechten sowie Abschattungsprozesse nur gering. Der Einfluss von mäßig erhöhtem Sensorrauschen ist durch die interne Filterung weitgehend vernachlässigbar.

Die Ergebnisse der Tests der einzelnen Module lassen sich mit den folgenden Stichpunkten zusammenfassen:

- Die EM-Detektion mit SMACC liefert in Simulationsszenarien eine mittlere Erfolgsrate von rund 60% aller in der Szene enthaltenen EM; für PV und NPV liegt die Erfolgsrate um 70%. Nur Boden ist mit rund 40% problematisch, da oftmals nur der Boden mit der höchsten Albedo durch die SMACC-Methodik detektiert wird. Das Ergebnis für reale Szenen ist hierzu konsistent; die wichtigsten spektralen Klassen werden zuverlässig detektiert, nicht aber alle Ausprägungen dieser Klassen. Insbesondere bei Böden ist die Zuverlässigkeit von SMACC nur mäßig, und auch das Auftreten von Stör- und Mischspektren ist nicht optimal.
- Die zusätzliche Hinzunahme von weiteren Szenen-EM nach der ersten Entmischungssiteration hat großes Potential, ein fehlerhaftes oder unvollständiges EM-Set zu erweitern; so waren bei den Tests 70% aller vorgeschlagener Boden-EM auch tatsächlich fehlende Szenen-EM. Aber insbesondere für die Klasse NPV werden zu oft Mischspektren als EM vorgeschlagen. Die Korrektheit von 53% aller automatisch vorgeschlagener EM lässt sich durch manuelle Auswahl auf knapp über 70% steigern, erfordert aber Szenenkenntnis und trainierte Nutzer.
- Für diese erste Entmischungssiteration lässt sich die Rechenzeit durch die iterative EM-Auswahl um einen Faktor 7 gegenüber dem 'Brute-Force'-Ansatz reduzieren. Um die Genauigkeit der Ergebnisse in der zweiten und dritten Entmischungssiteration zu verbessern, empfiehlt sich der rechenzeitaufwändige Einsatz des 'Brute-Force'-Ansatzes.
- Hinsichtlich der Klassifikationsgenauigkeit *reiner* Spektren, wie sie theoretisch von SMACC ermittelt werden, lässt sich eine korrekte Identifikationsrate von 93% erreichen. Der Anteil zurückgewiesener Spektren umfasst hierbei weitere 3%. Hervorzuheben ist, dass diese Tests auf Spektralbibliotheken verschiedener Regionen im Mittelmeerraum sowie der USA erfolgten, und somit eine Übertragbarkeit prinzipiell gegeben ist. Ebenso verzichtet der auf bio- und geophysikalischen spektralen Merkmalen basierende Klassifikationsansatz weitgehend auf Schwellwerte, wodurch keine Anpassung an den Datensatz erforderlich ist.
- Die Kombination von EM-Ableitung und spektraler Klassifikation als vollautomatisiertes Verfahren ohne jede manuelle Interaktion erwies sich jedoch als kritisch, da trotz der Klassifikationsgenauigkeit von über 90% zu häufig ein unpassendes Spektrum als EM verwendet wird. Eine signifikante Verbesserung

des Klassifikators ist als schwierig anzusehen, da insbesondere die spektrale Ähnlichkeit der Klassen NPV und Boden ein grundlegendes Problem für alle spektralen Klassifikationsverfahren darstellt. Als Konsequenz ist eine *manuelle Überprüfung* der vorgeschlagenen EM-Spektren sehr empfehlenswert, da falsche EM das Entmischungsergebnis stark beeinflussen.

- Hinsichtlich der Thematik dieser Arbeit kann die Parametrisierung relevanter Absorptionsbanden bio- und geophysikalischer Inhaltsstoffe erfolgreich durch schmalbandige Indices umgesetzt werden. Hervorzuheben sind hierbei die diagnostischen Absorptionsbanden von Chlorophyll, Holozellulose und Ton. Die entsprechenden Indices werden durch die anderen Klassen verhältnismäßig gering beeinflusst, und weisen eine gute Dynamik innerhalb der einzelnen Klassen auf. Die optionale Verwendung von zusätzlichen spektralen Merkmalen (insb. Anzeichen für Vegetationsstress) führt zu einer weiteren Verbesserung.
- Das Problem der schlechten Konditionierung von spektralen Mischungsmodellen lässt sich durch den Einsatz von MESMA größtenteils vermeiden, da gleichzeitig nur drei EM zur Entmischung Verwendung finden. Die durchschnittliche Konditionierung der EM-Matrix verbesserte sich von  $\kappa = 254$  bei der herkömmlichen Entmischung auf  $\kappa = 54$  bei der Verwendung von MESMA. Der in dieser Arbeit präsentierte Ansatz zum Ausschluss schlecht konditionierter EM-Modelle unter Beibehaltung der eigentlichen EM stellt eine weitere Verbesserung dar, da insbesondere zwischen NPV und Boden sowie NPV und PV lineare Abhängigkeiten bestehen. Hiervon betroffen waren rund 10% aller EM-Modelle, wobei nur zwischen einer und drei EM-Kombinationen ausgeschlossen werden mussten.
- Bei den untersuchten Lösungsverfahren war für BVLS im Vergleich zur Pseudo-Inversen und SVD eine Reduzierung des Entmischungsfehlers um 15% (entspr. 1,6 % Abundanz absolut) sowie eine starke Reduzierung physikalisch unrealistischer Mischungsmodelle von 29% auf unter 4% erkennbar; allerdings ist dies mit einem Anstieg der Rechenzeit um den Faktor 5 verbunden.
- Hinsichtlich der Bewertung der Güte des Entmischungsergebnisses erwies sich die Verwendung des kombinierten Fehlermaßes als geeignet, da dieses gut mit dem Abundanzfehler korreliert ( $R^2 = 0,7$ ). Auch die Verwendung empirischer Regressionsmodelle zur Abschätzung von Bodenbedeckungsgraden von PV, NPV und Boden zeigt gute Ergebnisse, die aber unter denen der spektralen Entmischung liegen ( $R^2$ -Werte der Regressionsmodelle für PV: 0,6; NPV: 0,5; Boden 0,7). Somit stellt eine große Abweichung zwischen den Entmischungsergebnissen und den Regressionsergebnissen ein *Indiz* für ein möglicherweise falsches Ergebnis dar, welches in Verbindung mit dem kombinierten Fehlermaß der Entmischung eine höhere Aussagekraft erhält.

# 7. Validierung am Beispiel 'Cabo de Gata'

## 7.1. Einleitung

In diesem Kapitel wird die vorgestellte Methodik am Hand eines konkreten Anwendungsfall *validiert*. Wichtige Aspekte sind hierbei mögliche Unterschiede zwischen der Verifikation auf simulierten Daten und den Ergebnissen der Validierung basierend auf im Feld erhobenen Daten. Zu diesem Zweck sollen die im Feld erhobenen Bodenbedeckungsgrade mit den Ergebnissen der  $\mu$ MESMA-Methodik verglichen, die sich ergebenden Unterschiede interpretiert, und letztendlich die Methodik auf Eignung bewertet werden.

Zuerst erfolgt daher eine knappe Beschreibung des Naturraums 'Cabo de Gata' und der einzelnen Testflächen, um die vor Ort erhobenen Referenzdaten besser einordnen zu können. Im Anschluss werden die einzelnen Schritte des in dieser Arbeit vorgestellten Ansatzes auf den beflogenen HyMap-Datensätzen durchgeführt und die Resultate bewertet.

## 7.2. Naturraum 'Cabo de Gata'

Im ersten Teil dieses Kapitels wird der Untersuchungsraum im semi-ariden Südosten Spaniens kurz skizziert, und die einzelnen Testflächen in den Naturraum eingeordnet. Für eine ausführlichere Darstellung unter Berücksichtigung der Rolle der Bedeckungsgrade sei auf Annex D verwiesen.

### 7.2.1. Überblick über den Untersuchungsraum

Der Untersuchungsraum umfasst den südlichen Teil des Naturparks *Cabo de Gata - Níjar*, welcher im Südosten der andalusischen Provinz Almería um 36,50 ° Nord, 2,05 ° West gelegen ist (Abb. 7.1). Das 1987 gegründete Schutzgebiet umfasst eine Fläche von 37.500 ha an Land sowie weiteren 12.000 ha im Küstenbereich, und wurde auf Grund seiner hohen floristischen Dichte und des Auftretens endemischer Arten 1997 als Biosphärenreservat in das UNESCO-Programm 'Der Mensch und die Biosphäre' (MAB) aufgenommen. Hierdurch ist die Landnutzung auf nachhaltigen und zumeist unbewässerten Landbau in den Tälern sowie Beweidung an den Hängen beschränkt.

Seit Aufgabe der intensiven Nutzung Ende der 80er Jahre verändert sich die Vegetation hin zu einer (semi-)natürlichen Ausprägung. In den letzten Jahren traten aber vermehrt Nutzungskonflikte hinsichtlich der Grundwasserressourcen auf, da sowohl der Tourismus im Park selbst als auch der intensiv bewässerte Landbau im Umland einen erhöhten Bedarf an Grundwasser mit sich bringen.

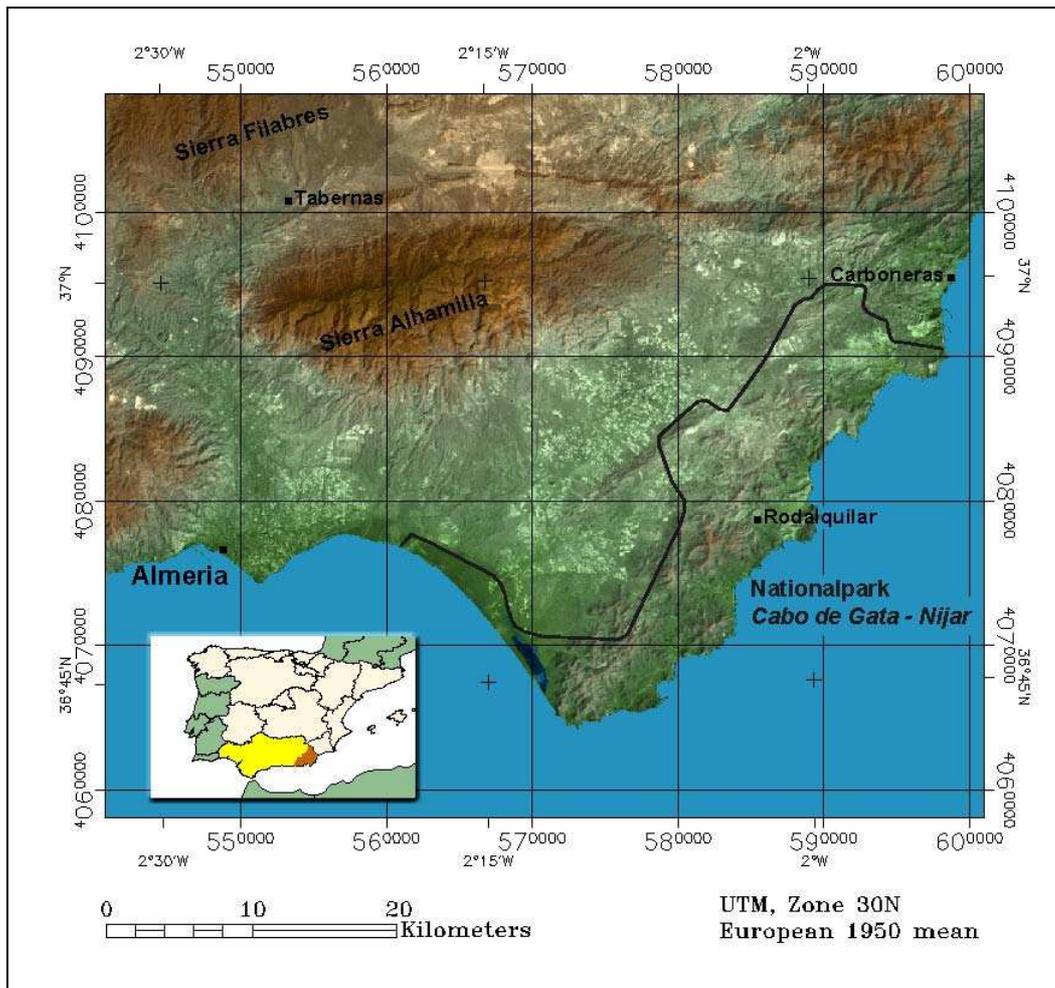


Abbildung 7.1: Lage des Untersuchungsgebiets 'Cabo de Gata'. Datengrundlage der Abbildung: Junta de Andalucía (2005)

Die ebenen Talböden im Untersuchungsgebiet sind gekennzeichnet durch bestellte oder brachliegende Felder. Diese Bereiche sowie die flachen Unterhänge nehmen je nach dem Zeitpunkt der letzten Nutzung entweder Tomillar-Gesellschaften oder von Kurzgräsern (u. a. *Brachypodium retusum*) spärlich bedeckte Flächen ein.

An Mittel- und Oberhängen treten überwiegend von *Stipa tenacissima* dominierte Espartal-Gesellschaften auf, in steilen Bereichen tritt teilweise durch Flechten besiedelter Fels offen hervor. Diese Bereiche sind oftmals mit Feigenkakteen (*Opuntia*

*ficus-indica*) und Zwergpalmen (*Chamaerops humilis*) durchsetzt, der einzigen europäischen Palmenart. Der Übergang zwischen Tomillar- und Espartal-Gesellschaften ist auf Grund der ehemaligen Nutzung ersterer zumeist scharf abgegrenzt.

Die Verebnungsflächen in den Höhenlagen werden wie die Hänge von Espartales-Gesellschaften eingenommen, welche auch heute noch zur Beweidung mit Schafen und Ziegen genutzt werden. Als große Ausnahme findet um Cortijo del Fraile im Nationalpark bewässerter ökologischer Feldbau statt. Als weitere anthropogen verursachte Störung tritt im ehemaligen Goldabbaugebiet westlich und nordwestlich von Rodalquilar kleinflächig Minenabraum auf, die von der Erzaufbereitungsanlage zum Meer hin entwässernden Ramblas sind teilweise durch Schwermetalle belastet.

### 7.2.2. Lage der Testflächen

Die Lage der im Untersuchungsraum aufgenommenen Standorte ist in Abb. 7.2 eingezeichnet. Hierbei sind die eigentlichen Testflächen in gelb eingezeichnet; in türkis sind weitere Standorte für spektroskopische und botanische Erhebungen dargestellt (vgl. auch Chabrilat u. a. (2004), wobei die Nomenklatur der Standorte abweicht).

Beispielhaft sei eine Abfolge der wichtigsten erfassten Testflächen von Nord nach Süd wiedergegeben, wobei diese Transekte sowohl die meisten geologisch-pedogenen als auch botanischen Einheiten abdeckt. Eine nähere Beschreibung von Vegetation und Böden erfolgt in Annex D, für eine Übersicht sei auch auf die Karten D.3 und D.2 im Annex hingewiesen.

Die Ober- und Mittelhänge des Cerro Blanco im Norden des Untersuchungsraums werden aus biogenen Kalksteinen des Messiniums gebildet, auf denen sich nur geringmächtige karbonatreiche *lithic Leptosole* entwickeln konnten. *S. tenacissima* dominiert, sofern nicht von Flechten bewachsener Fels ansteht. Auf dem schotterfreien Hangfuß konnten sich auf dem seit dem Pleistozän abgelagerten Feinmaterial *eutric Leptosol* ausbilden. Diese ehemaligen Felder werden heute von einjährigen Gräsern bedeckt. Die Bedeckungsgrade des Ober-, Mittel- und Unterhangs sind in den Testflächen (A), (B) und (C) erfasst, die eines ehemaligen Felds unter (D). Diese Flächen sind in Abb. 7.4(a) und Abb. 7.5(b) dargestellt.

Auf der sich anschließenden landwirtschaftlich genutzten alluvialen Ebene entwickelte sich *petric Calcisol*; in den nach Süden angrenzenden Bereichen bildete sich auf Grund des höheren Eintrags an Feinmaterial auch *calcic Luvisol* aus. Hier treten dichte Gräser sowie einzelne Sträucher oder Zwergpalmen auf. An einem kleinen Hügel am Westrand der Ebene erfolgte die Aufnahme von Testfläche (E).

Die nördlichen Hänge und die Verebnungsfläche des Cerro Peñones nehmen wiederum Bereiche von Espartal auf *eutric Regosolen* sowie *lithic Leptosolen* ein, die sich auf rot-violetten biotithaltigen Daziten entwickelten. Letztere treten zum Teil stark alteriert auf. Auf dieser Verebnungsfläche wurden die Testflächen (F) und (G) erfasst, wie in Abb. 7.7(a) dargestellt. Einen Eindruck vom vorherrschenden Relief zwischen der alluvialen Ebene im Norden und des Cerro Peñones vermittelt Abb. 7.5(a).

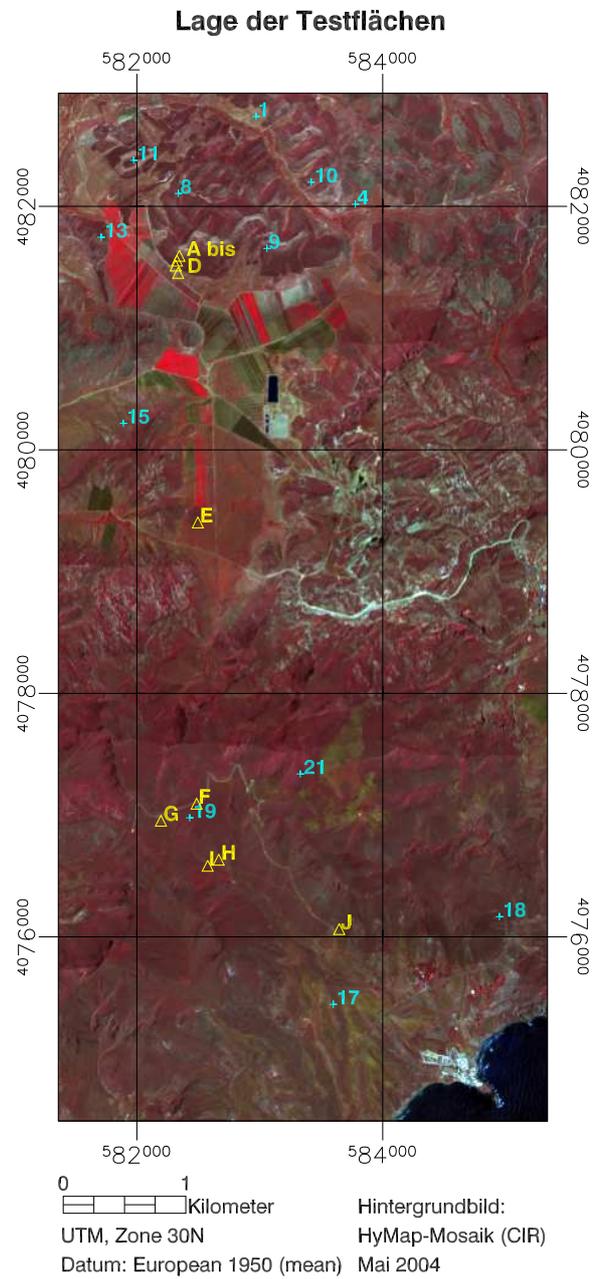


Abbildung 7.2: Lage der Testflächen.



(a) Espartal-Cornical-Formation. Mosaik aus *Chamaerops humilis*, *Stipa tenacissima* und kleine Schotterflächen im Osthang der Hoya del Paraiso (nahe zu Testfläche H).



(b) Cornical-Formation. Lockeres Mosaik aus *Periploca laevigata*, *Opuntia ficus-indica* und *Chamaerops humilis* im steilen Bereich östlich Cerro Peñones (Testfläche J).



(c) Espartal-Formation. Lockerer Bestand von *Stipa tenacissima* unterhalb Cerro Blanco (nahe zu Testfläche C).



(d) Mosaik auf *Phlomis x* und *Chamaerops humilis* (Testfläche 19).

Abbildung 7.3: Übersicht über die Arten des Untersuchungsraums (Aufnahmen: Mai 2004).



(a) Blick auf den Hangfuß des Cerro Blanco. Im Vordergrund: Espartal-Formation (Testflächen A-C); im Bildhintergrund: aufgegebene Felder im Übergang zu Espartal (Testfläche D). Die Blickwinkelabhängigkeit der Bedeckungsgrade ist bereits ersichtlich.



(b) Übergang von Tomillar- im Vordergrund zu Espartal-Formation im Bildhintergrund (Testfläche 15).

Abbildung 7.4: Testflächen mit starker anthropogener Beeinflussung (Aufnahmen: Mai 2004).



(a) Blick vom Cerro Peñones nach Norden.



(b) Blick vom Cerro Blanco nach Süden.

Abbildung 7.5: Panoramen (Aufnahmen: Mai 2004)

Nach Süden zur Hoya del Paraiso hin sind die oberen Hänge stark von kantigem Gestein geprägt, welches im steileren Ostteil aus rötlich-violetten Dazit, im Westteil aus pyroxenhaltigen Andesiten der frühen Eruptionsphase besteht. Je nach Störungsgrad des lokalen Standorts treten auf den pleistozänen Schutt- und Schwemmfächern *eutric Regosol* oder *lithic Leptosol* auf, bewachsen von *S. tenacissima*, *C. humilis* oder einjährigen Arten.

Im wenig degradierten Westhang liegt die Testfläche (I), im Osthang die Testflächen (H) am Hangfuß sowie (J) im steilen Oberhang weiter südöstlich (vgl. Abb. 7.3(a,b)). Eine Übersicht über diese Standorte gibt Abb. 7.6 wieder, Details sind Abb. 7.7(b,c) zu entnehmen. Auf dem sich anschließenden Glacis bildeten sich *eutric Leptosol*, im unteren Teil *petric Calcisol* aus; diese Bereiche werden gegenwärtig nach nach Ende der anthropogenen Nutzung von der Parkbehörde durch Anpflanzungen renaturiert.

### 7.2.3. Aufnahmen im Feld

#### Feldspektrometermessungen

Im Zuge der Überflüge im Juli 2003 und Mai 2004 wurden in einer gemeinsamen Feldkampagne von GFZ, Universidad de Almería und DLR Feldspektrometermessungen und botanische Erhebungen durchgeführt. Hierzu wurden mit einem ASD FieldSpec Pro<sup>TM</sup> sowie 2003 zusätzlich mit einem GER 3700<sup>TM</sup>-Spektrometer Reflexionsmessungen der typischen Pflanzen und Böden durchgeführt (vgl. Chabrillat u. a. (2004)).

Gemessen wurde um Sonnenhöchststand  $\pm 2$  Stunden unter einem Azimutwinkel nahe  $90^\circ$  zum Sonnenstand, mit  $25^\circ$  Öffnungswinkel und einem typischen Abstand zwischen 0,5 und 1 m zwischen Optik und Objekt. Das Messprinzip kann weiterhin als hemisphärisch-direktional und als relative Messung zu einem Reflexionsstandard (i. e., Spektralon) charakterisiert werden (vgl. Analytical Spectral Devices Inc. (1999)). Für die Prozessierung dieser Spektren sei auf Annex B verwiesen, für die Einordnung der Arten nach Formationen auf Annex D.

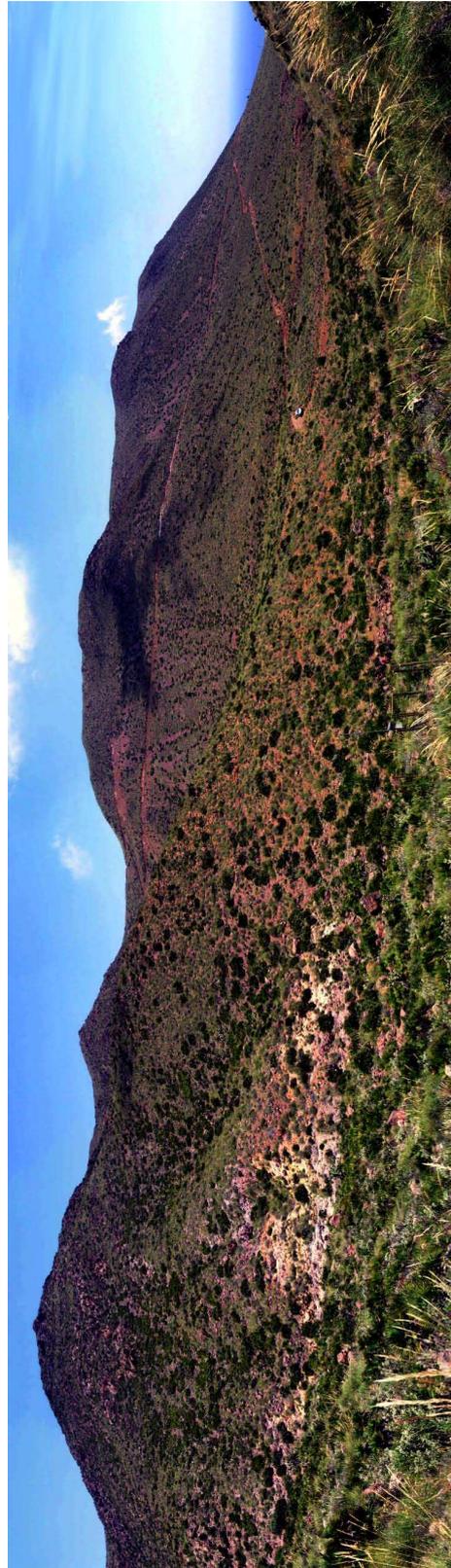
Die Messungen im Juli 2003 und Mai 2004 umfassen die Reflexionsspektren von über 200 Böden und Pflanzen, und beinhalten im Einzelnen die Arten *Opuntia ficus-indica*, *Ulex parviflorus*, *Carduus x*, *Brachypodium x.*, *Stipa tenacissima*, *Genista x.*, *Chamaerops humilis*, *Rhamnus lycioides*, *Phlomis lychnitis & purpurea*, *Thymus hymalis*, *Ziziphus lotus*, *Periploca laevigata*, *Artemisia x.* sowie Mischspektren der typischen kleinwüchsigen einjährigen Arten (so z. B. *Stipa capensis*). Die Auswertung dieser Datenbasis erfolgt gegenwärtig in der Dissertation von P. Escribano, Universität Almería.

#### Erfassung der Bedeckungsgrade

Zur Validierung wurden im Feld die Bedeckungsgrade von grüner Vegetation, trockener und abgestorbener Vegetation, sowie von unbedeckten Boden- und Schotterbereichen erhoben, wobei die letzteren beiden Klassen anschließend zusammengefasst



(a) Panorama Hoya del Paraiso - Blick nach Westen.

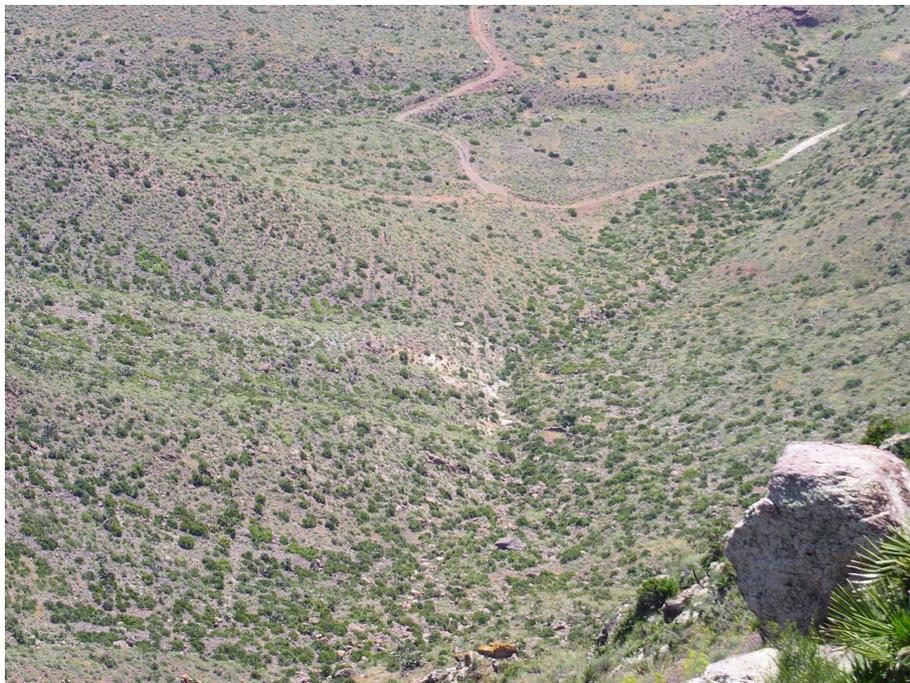


(b) Panorama Hoya del Paraiso - Blick nach Osten.

Abbildung 7.6: Panoramen (Aufnahmen: Mai 2004)



(a) Blick auf die Einebnungsfläche über Hoya del Paraiso. Testfläche (G) im vorderen Bildbereich unterhalb der Felsen; im hinteren Bildbereich rechts des Wegs Testfläche (F).  
 (b) Unterschiedliche Zusammensetzung und Dichte der Vegetation auf südwestexponierten (rechts) und nordostexponierten (links) Hängen der Hoya del Paraiso.



(c) Blick nach Süden auf die Hoya del Paraiso. Testfläche (H) im Bild auf der linken, Testfläche (I) auf der rechten Hangseite.

Abbildung 7.7: Testflächen Hoya del Paraiso (Aufnahmen: Mai 2004).

wurden. Die Bedeckungsbestimmungen für Gras- und Krautflächen erfolgte durch Auszählen der Quadrate eines Gitterrahmens von 1 m auf 1 m, welcher in Teilquadrate von 10 cm Kantenlänge aufgeteilt ist, wie unter anderem in Kreeb (1983) beschrieben und in Abb. 7.8 abgebildet. Große Sträucher über  $1m^2$  wurden direkt vermessen.

Diese Standardmethode der Vegetationsaufnahme wird in vielen Studien, Lehrbüchern und Kartieranleitungen (u. a. Coulloudon u. a. (1999); Kercher u. a. (2003)) beschrieben sowie in dem Methodenvergleich von Brogaard und Ólafsdóttir (1997) empfohlen. Die Verwendung von Photographien zur Bestimmung der Bodenbedeckung war nach ersten Tests auf Grund der durch die Zentralperspektive auftretenden Verdeckung durch höhere Vegetation sowie Abschattung für das Untersuchungsgebiet nicht praktikabel. Zusätzlich ist die Trennung von Boden, Steinen und Streu im Vergleich zur direkten Erfassung im Feld deutlich erschwert.



Abbildung 7.8: Bestimmung der Bedeckungsgrade im Feld.

Eine Studie von Brogaard und Ólafsdóttir (1997) untersuchte die Genauigkeit verschiedener Feldmethoden zur Ermittlung von Bodenbedeckungsgraden in vergleichbaren semi-ariden Grasländern mit spärlichem Bewuchs. Die absoluten Differenzen zwischen den verschiedenen Erfassern und Erfassungsmethoden betragen bis zu 20% Bedeckung absolut, der Schwankungsbereich lag zwischen 10% und 20%.

Ein Vergleich der Gitterrahmenmethode mit der 'Line Intercept' - Methode, sowie die Wiederholbarkeit der Messungen durch zwei Feldteams wird in Kercher u. a. (2003) untersucht. Die Übereinstimmung in Form von  $R^2$ -Werten beim Vergleich zweier trainierter Teams lag um 0,92, wobei die typische Schwankungsbreite der Bedeckungsgrade um  $\pm 7\%$  lag und nur 13,3% der Testflächen keine Unterschiede aufwiesen. Zu dieser Studie ist anzumerken, dass die Gesamt-Bedeckungsgrade in 6 Klassen eingeteilt wurden und somit die eigentlichen Fehler dadurch vermutlich reduziert wurden. Auf Basis dieser Studien kann von einer allgemeinen Genauigkeit der im Feld ermittelten Bedeckungsgrade von ca.  $\pm 10\%$  ausgegangen werden, wobei einzelne Messungengenauigkeiten durchaus im Bereich von  $\pm 20\%$  absolut liegen können.

Die Aufnahme der Bedeckungsgrade in dieser Arbeit erfolgte zufällig innerhalb der vorher *stratifizierten* Einheiten (Abb. 7.2). Die Anzahl der Einzelmessungen pro Testfläche betrug je nach Heterogenität zwischen 10 und 68, und wurde nach der von Brogaard und Ólafsdóttir (1997) vorgeschlagenen Methodik validiert. Diese Methodik stellt Richtlinien zur Validierung fernerkundlich ermittelter Bedeckungsgrade durch Feldmessungen vor, wobei die jeweilige Heterogenität der beobachteten Fläche berücksichtigt wird. Ein erstes Kriterium ist hierbei die zu erfassende Fläche in Abhängigkeit von der Sensorgeometrie nach

$$A = (GSD(1 + 2 * \Delta_{x,y}))^2 \quad (7.1)$$

wobei A: zu erfassende Fläche; GSD: Ground Sampling Distance des Sensors;  $\Delta_{x,y}$ : die Genauigkeit der Georeferenzierung in Pixel.

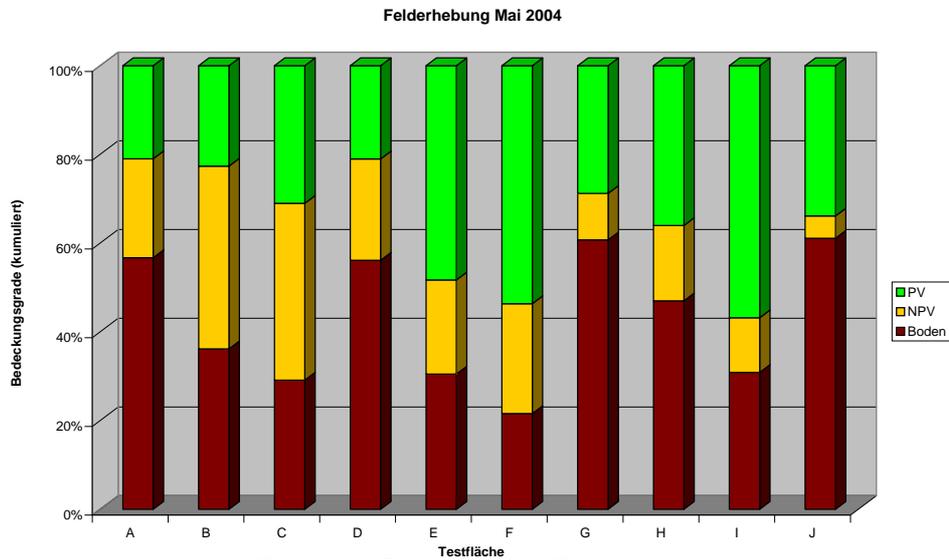
Für HyMap ist demnach bei 5 m GSD und max. 2 Pixel Versatz eine 25m\*25m große Messfläche notwendig. Die Anzahl der zu erfassenden Subplots  $N_s$  innerhalb der Messfläche lässt sich näherungsweise bestimmen nach

$$N_s = \left(\frac{\sigma t}{a}\right)^2 \quad (7.2)$$

wobei  $\sigma$ : erwartete Standardabweichung der gemessenen Werte; t: Student-t-Wert; a: die benötigte Genauigkeit (Maßeinheiten der beobachteten Größe).

Da sowohl der Stichprobenumfang des t-Tests als auch die Standardabweichung erst im Zuge der Messung bekannt werden, erfolgte in dieser Arbeit die anschließende Überprüfung der erhobenen Subplots. Bei einer angestrebten Genauigkeit der Bedeckungsgrade von  $\pm 7,5\%$  und angenommenen Eintrittswahrscheinlichkeit von 90% erfolgte für 8 von 10 Messflächen die Erfassung einer statistisch ausreichenden Anzahl von Subplots. Für die einzelnen Testgebiete traten je nach Charakteristik und Variabilität zwischen 8 und 18 benötigte Subplots auf. Deren Größe beträgt jeweils  $1m^2$ , wobei die eigentliche Erfassung jeweils für Bereiche von  $1dm^2$  erfolgte. Da das Muster aus PV, NPV und Boden im Untersuchungsgebiet typischerweise im Bereich einiger  $dm^2$  variiert, liegt die Subplotgröße somit unterhalb der räumlichen Größe des erfassten Merkmals.

Die **Ergebnisse der Felderhebung** sind in Abb. 7.9 zusammengefasst. Bei der Betrachtung der erhobenen Daten fällt insbesondere die hohe natürliche Heterogenität der Bedeckungsgrade innerhalb einer Testfläche auf (Abb. 7.9 (b)). Die Ursache hierfür liegt in dem typischen kleinräumigen Mosaik von Vegetation und Boden, erkennbar bei Darstellung der Einzelmessungen einer Transekte in Abb. 7.10. So treten Bereiche mit dichter Vegetation direkt neben offenliegenden Bodenarealen auf; die typische Größe dieser Bereiche liegt zwischen 2 und 4 Meter.



(a) Kumulierte Darstellung der Bedeckungsgrade.

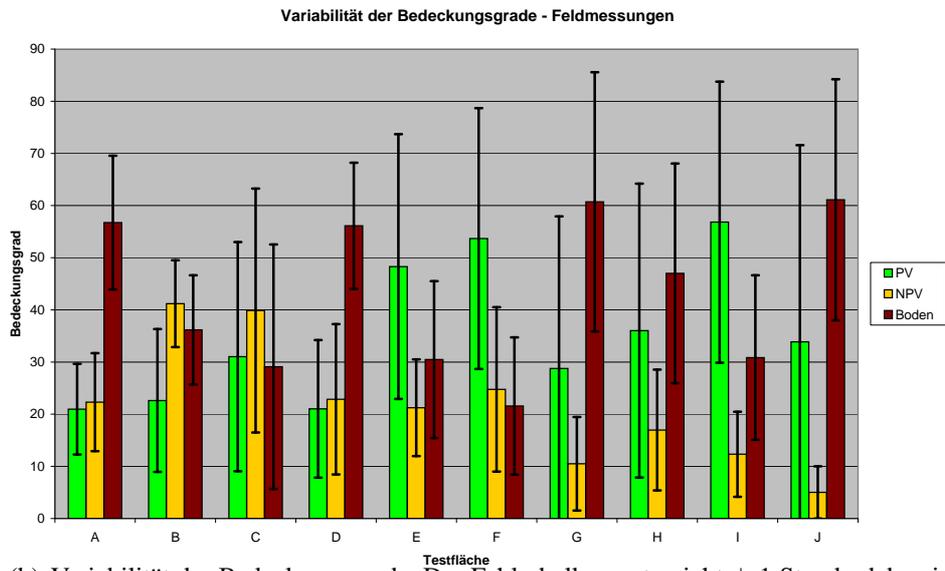
(b) Variabilität der Bedeckungsgrade. Der Fehlerbalken entspricht  $\pm 1$  Standardabweichung.

Abbildung 7.9: Bedeckungsgrade - Erhebungen im Feld, Mai 2004.

Ebenso führt der kleinräumige Wechsel von zum Aufnahmezeitpunkt weitgehend vertrockneten Horstgräsern (zumeist *S. tenacissima*) mit vitalen Büschen und immergrünen Arten (u. a. *C. humilis*, *O. ficus-indica*) zu einer hohen räumlichen Variabilität von PV und NPV. Auch hier ist die typische Größe dieses Wechsels im Bereich von 2 bis 4 Metern, und somit innerhalb eines Pixels der HyMap-Bilddaten, was einen Subpixel-Ansatz zur Erfassung notwendig macht.

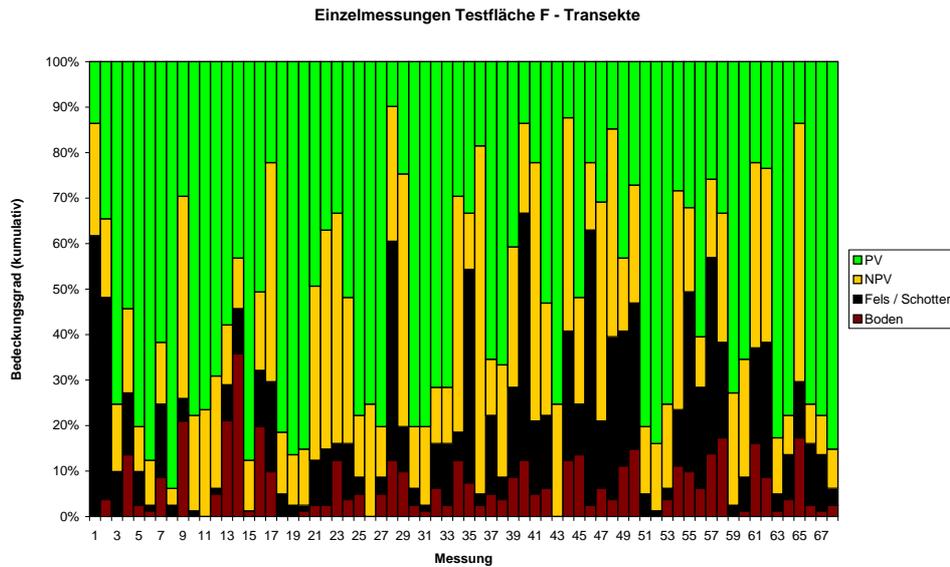


Abbildung 7.10: Kleinräumige Variabilität der Bedeckungsgrade am Beispiel der Feldmessungen Testfläche (F). Bedeckung durch Boden und Gestein separat ausgewiesen.

Ein Vergleich von Nord- und Südteil des Gebiets zeigt, dass die Standorte im Nordteil (A-D) durch das dominante Auftreten von *S. tenacissima* zum Zeitpunkt der Aufnahme einen höheren Anteil an NPV aufweisen. Durch das häufigere Auftreten der genannten immergrünen Arten im Südteil steigt der PV-Anteil in der Vegetationsklasse an. Eine direkte Aussage über die Vitalität oder Degradierung ist aber auf Grund der unterschiedlichen Zusammensetzung der Vegetation hieraus nicht direkt möglich.

Den mit über 50% höchsten Anteil an offenliegendem Boden weisen die steileren Hänge ((A), (G) und (J)), sowie die ehemalige Ackerfläche (D) auf. Begründet liegt dies für die Bereiche (G) und (J) in den schwach entwickelten Regosolen auf instabilem Ausgangsmaterial, für (A) in dem gering mächtigen lithic Leptosol. Der Bereich (D) hingegen weist ein geringes Sukzessionsstadium der Vegetation auf, und ist von überwiegend einjährigen Gräsern spärlich bedeckt. Die Abfolge von steilem Oberhang (A), Mittelhang (B) und Hangfuß (C) zeigt sich auch hinsichtlich des Anteils an offenliegendem Boden, welcher mit zunehmender Verflachung zurückgeht. Alle ungestörten Standorte ohne Relief und mit fortgeschrittener Bodenentwicklung ((C), (E) sowie (F)) weisen im Gegensatz dazu eine Vegetationsbedeckung von über 70% auf.

Für die Standorte im vulkanischen Südteil ist auch der Unterschied zwischen dem süd-südwest-exponierten Sonnhang (I) und dem gegenüberliegenden nordost-exponierten Schatthang (H) gut zu erkennen. Bei vergleichbarem Relief und Hangneigung weist der Standort (H) eine deutlich geringere Vegetationsbedeckung auf, verursacht durch die höhere Einstrahlung und somit höhere Evapotranspiration am Standort. Der PV-Anteil ist aber durch das Auftreten der sommergrünen Arten *Opuntia ficus-indica* und *Chamaerops humilis* dennoch höher als bei den Hängen im Nordteil. Der hohe PV-Anteil der Fläche (J) liegt im Auftreten der von Büschen dominierten *Cornical*-Formation begründet (vgl. Abb. 7.3 (b)).

#### 7.2.4. Zusammenfassung

Der Naturraum Cabo de Gata kann als typisch für mediterrane Grasländer angesehen werden, welche wie der Untersuchungsraum von Horstgräsern (*Stipa tenacissima*, auch als Esparto, Halfa- oder Alfagras bezeichnet) dominiert und von kleineren Büschen und Sträuchern durchsetzt sind.

In den Talböden und Unterhängen findet gegenwärtig die Sukzession aufgegebener Ackerflächen zu einjährigen Kurzgräser- und Thymus-Gesellschaften statt; in den steileren Bereichen sowie Höhenlagen treten unterschiedlich ausgeprägte kleinräumige Mosaik aus offenliegendem Boden, *S. tenacissima*-Horsten sowie Sträuchern, Zwergpalmen und Opuntien auf. Die Ursache hierfür resultiert aus der Kombination der limitierenden Wasserverfügbarkeit am Standort (Exposition, Niederschlagsmenge), Beweidungsdruck sowie dem kleinräumigen Wechsel der Wuchsbedingungen verursacht durch Regosole in Verbindung mit starker Relieferung.

Die durch zufällig-stratifizierte Felderfassung ermittelten Bedeckungsgrade von PV, NPV und Boden sind für einen Standort auf Grund des kleinräumigen Mosaiks stark variabel, aber nach der Datenaggregation zeigt sich eine typische Abfolge der Standorte. So steigt der Anteil an offenliegendem Boden mit der Hangneigung von 20% für ebene ungestörte Standorte auf 60% für Steilhänge an. Ebenso weisen aufgegebene Ackerflächen mit einem jungen Sukzessionsstadium hohe Anteile an offenliegendem Boden auf. Der Nordteil weist auf Grund der Dominanz von *S. tenacissima* nur einen geringen Anteil an vitaler Vegetation auf (PV: 20-30%, NPV: 20-40%), wohingegen der Südteil auf Grund der Durchsetzung mit immergrünen Arten einen geringeren Anteil trockener Vegetation aufweist (PV: 30-55%, NPV: 10-25%).

Durch die starke Relieferung des Raumes stellt die Bodenerosion durch Wasser einen relevanten Prozess dar, welcher maßgeblich von der Ausprägung des kleinräumigen Mosaiks aus offenliegendem Boden und Vegetation beeinflusst wird. Für eine nähere Beschreibung sei auf Annex D verwiesen. Hinsichtlich der Nutzung von Fernerkundungsdaten stellt das Relief hingegen eine Herausforderung dar, da Beleuchtungseffekte sowie die beschriebenen Verdeckungseffekte bei niedrigen lokalen Einfallswinkeln die Ergebnisse stark beeinflussen.

### 7.3. Validierung und Diskussion für *Cabo de Gata*

Als Datengrundlage dienen die in Abb. 7.11 dargestellten HyMap-Szenen, wobei die Szenen von 2003 auf Grund eines Defekts im SWIR-1-Array nur am Rande Eingang in diese Arbeit fanden. Alle Datensätze wurden unter Einbeziehung eines aufbereiteten Geländemodells *parametrisch georeferenziert* (Müller u. a. (2005b)). Hinsichtlich der Radiometrie wurde zusätzlich zur Systemkorrektur (Cocks u. a. (1998)) eine *'Inflight-Calibration'* durchgeführt, welche auf Feld-Referenzmessungen spektral homogener Flächen basiert.

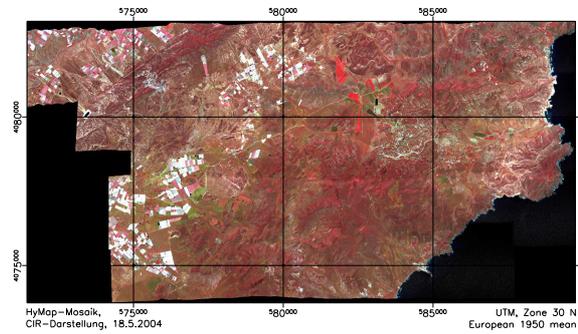
Um die gemessenen Strahldichten am Sensor zu den Reflexionswerten der Oberflächen zurückzurechnen, erfolgte im Zuge der Atmosphärenkorrektur die physikalisch korrekte Reduzierung der Einflüsse von atmosphärischen Absorptions- und Streuprozessen unter Berücksichtigung der Aufnahme- und Einstrahlungsgeometrie (Richter und Schläpfer (2002)). Ebenso wurden reliefbedingte Beleuchtungseffekte sowie der Einstrahleffekt aus der Nachbarschaft (*'adjacency effect'*) weitgehend behoben, und die Winkelabhängigkeit der Reflexion durch eine empirische BRDF-Korrektur reduziert. Um Unterschiede in der Wellenlängenkalibrierung auszugleichen, erfolgte abschließend ein spektrales Resampling auf die Zentrumswellenlängen der Datensätze von 2004. Details zur Vorprozessierung sowie die Evaluierung der einzelnen Schritte sind in Annex B näher beschrieben.

#### 7.3.1. Ableitung der Endmember

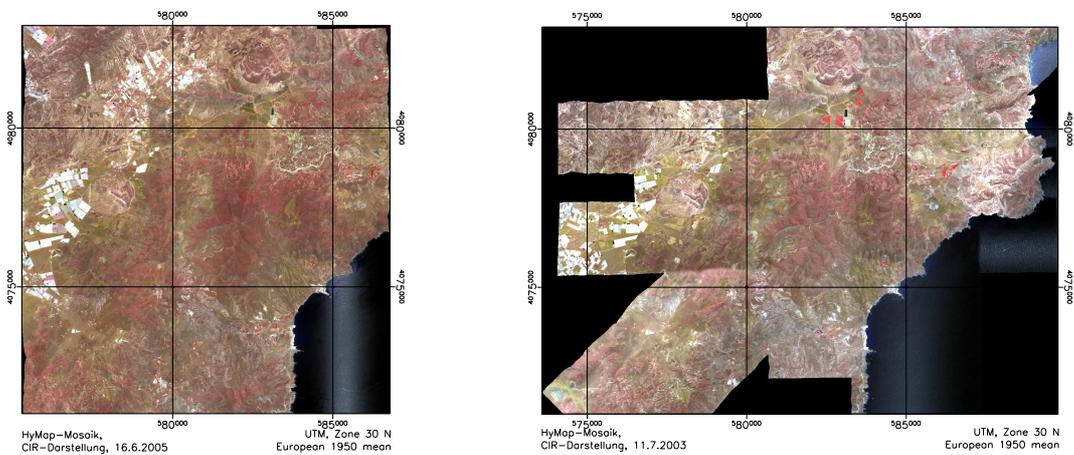
Für die Durchführung der EM-Ableitung mit der SMACC-Methodik wird im Folgenden beispielhaft ein Teilbereich der Szene vom Frühjahr 2004, Flugstreifen 2, präsentiert. Dieser Bereich ist stark heterogen, mit offenliegenden Ackerböden verschiedener Ausprägung durch unterschiedliche Ausgangsgesteine, bewässerten Ackerflächen, typischer natürlicher Vegetation (dichte Wiesen im Talboden, *S. tenacissima*-Gesellschaften an den Hängen, Thymus-Gesellschaften im Nordwesten) sowie deutlich unterschiedlicher Ausprägung nach Sonn- und Schatthangvegetation.

SMACC ohne Vorsegmentierung lieferte insgesamt 29 EM, wovon 3 als PV, 4 als NPV und weitere 4 als Boden klassifiziert wurden (vgl. Abb. 7.12). Nicht von Interesse waren 18 Spektren, darunter mehrere Wasser-Spektren, Spektren von Kunststoffplanen und von lackierten Oberflächen (Dächer, Fahrzeuge). Weitaus kritischer für die weitere Prozessierung war das Auftreten von zwei eindeutigen Mischspektren sowie drei Spektren von Störpixeln (vgl. Abb. 7.13). Zusammenfassend ist die Detektionsrate des unveränderten SMACC-Verfahrens mit rund 60% ungeeigneten EM (darunter 17% für die weitere Prozessierung kritische Mischspektren) geringfügig schlechter als die Ergebnisse der Verifikation (vgl. Kap. 6.2.1).

Bei der Betrachtung der EM-Lage im Bild (Abb. 7.14) fällt auf, dass die unterschiedlichen Böden im Nordteil nicht berücksichtigt wurden, dafür künstliche Materialien (Gebäude, Planen, Fahrzeuge) im Bereich der landwirtschaftlichen Gebäu-

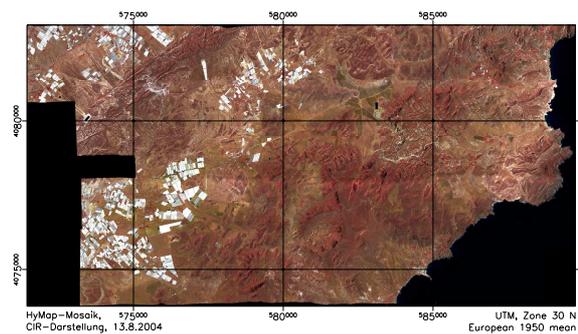


(a) Mai 2004. GSD: 4 Meter. Ausrichtung: E-W.



(b) Juni 2005. GSD: 5 Meter. Ausrichtung: N-S.

(c) Juli 2003. GSD: 4, 5 und 7 Meter. Ausrichtung: E-W, N-S, NE-SW. Auf Grund eines Defekts im SWIR-1-Array nicht verwendet.



(d) August 2004. GSD: 4 Meter. Ausrichtung: E-W.

Abbildung 7.11: CIR-Darstellung der mosaikierten HyMap-Datensätze für Cabo de Gata.

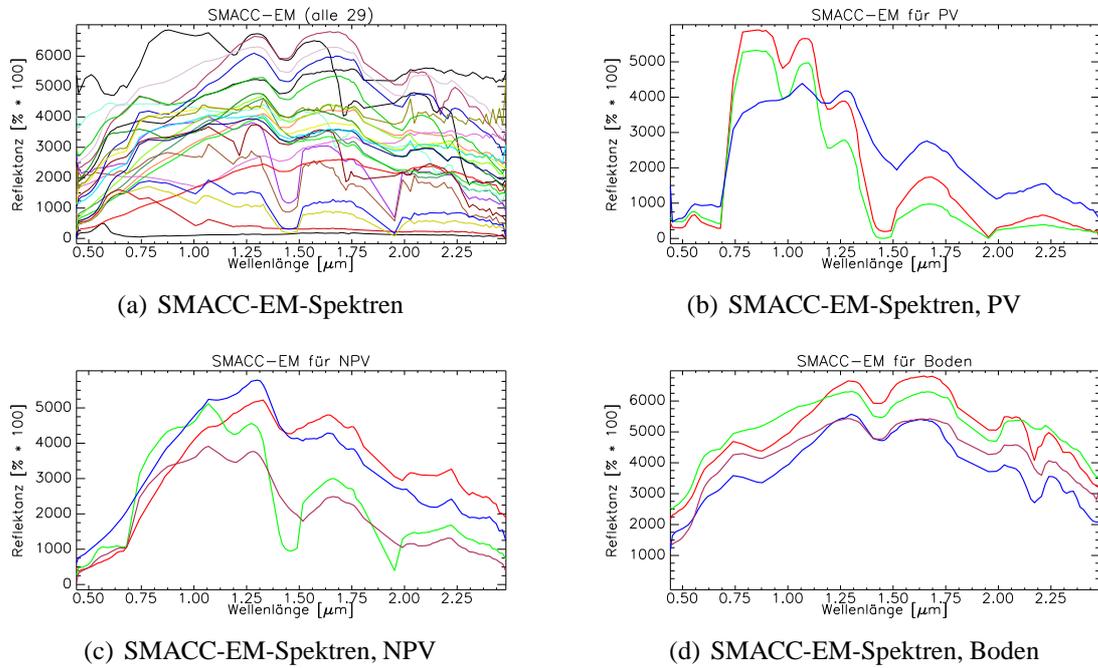
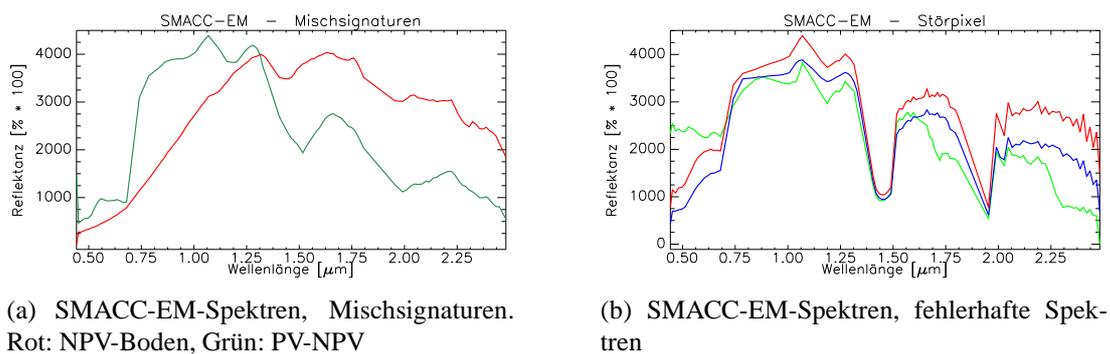


Abbildung 7.12: Übersicht über SMACC-EM-Spektren für einen Testbereich.

(a) SMACC-EM-Spektren, Mischsignaturen.  
Rot: NPV-Boden, Grün: PV-NPV

(b) SMACC-EM-Spektren, fehlerhafte Spektren

Abbildung 7.13: Übersicht über fehlerhafte SMACC-EM-Spektren für einen Testbereich.

de zwischen den Wasserbecken überproportional repräsentiert sind. Es werden durch SMACC somit zwar unterschiedliche Materialien, nicht notwendigerweise aber verschiedene spektrale Ausprägungen desselben Materials gefunden. Die resultierende schlechte Detektionsrate für Böden in diesem und anderen Flugstreifen ist konsistent mit den in Kap. 6.2.1 präsentierten Verifizierungsergebnissen.

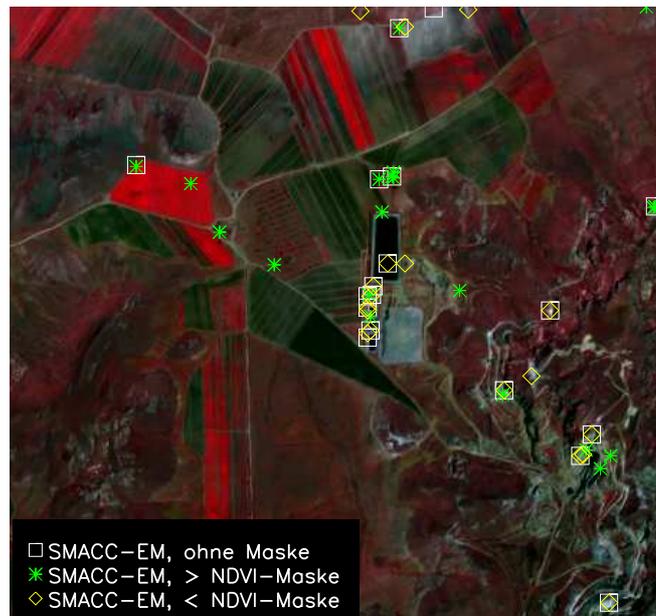


Abbildung 7.14: Lage der SMACC-EM im Testbereich.

Als Verbesserung bietet sich die Segmentierung des Bildes durch simple Ausmaskierung einfach zu trennender Klassen (Vegetation - keine Vegetation) sowie gesättigter Bereiche auf Basis von Bandindices an.

Die Anzahl der gefundenen EM stieg für den Testbereich hierdurch von 29 auf 40 an, wovon 45% (d. h. 18 EM-Spektren) für die weitere Verwertung hinsichtlich der Aufgabenstellung relevant sind. Die Anzahl der detektierten Boden-EM verdoppelte sich auf 8, für NPV wurden nunmehr 7 EM detektiert; unverändert blieb die Anzahl von 3 gefundenen PV-EM. Andererseits stieg auch der Anteil an Mischspektren auf nunmehr 5 an. Hierbei handelt es sich überwiegend um Spektralsignaturen, welche entweder als Mischungen aus NPV und Boden interpretiert werden können, oder es sind korrekt detektierte Spektren von Bodenflechten. In beiden Fällen kann die Verwendung eines solchen EMs bei der Entmischung zu reduzierten Genauigkeiten führen, wie in Kap. 6.3.3 auf Basis von Simulationen dargestellt ist. Weiterhin wurden 7 Spektren mit erhöhtem Rauschen oder Banddefekten detektiert; weitere 10 EM-Spektren von künstlichen Oberflächen waren für die Aufgabenstellung nicht von Interesse.

Die Detektion zusätzlicher EM im Zuge der ersten Entmischungssiteration war für den vorgestellten Teilbereich weitgehend konsistent zu den Ergebnissen der Verifikation (Kap. 6.2.1). Die Verbesserung für PV war mit einem detektierten und das be-

stehende EM-Set sinnvoll erweiternden Spektrum gering, doch für die beiden anderen Klassen ließen sich deutliche Verbesserungen erzielen. Für die Klasse NPV wurden 16 potentielle EM-Spektren vorgeschlagen, von denen 9 korrekt identifiziert wurden und 5 davon das bestehende EM-Set ergänzen. 22 weitere Spektren wurden für Boden vorgeschlagen. Hiervon waren 14 fehlerhaft, 8 Spektren wurden korrekt als Boden identifiziert, und 5 davon erweitern das bestehende EM-Set.

Hierbei ist hervorzuheben, dass es sich bei den meisten (i. e., bei 64%) der neu hinzugefügten EM um Spektren mit geringer Gesamtalbedo handelt. Insbesondere zur Erfassung dieser für SMACC auf Grund der Initialisierung nicht detektierten 'dunklen' Spektren (vgl. Kap. 6.2.1) stellt dieses Verfahren eine notwendige Erweiterung dar, wie der Anteil an *zusätzlichen* EM von knapp 30% verdeutlicht. Andererseits stellt dieses Verfahren mit einer fehlerhaften Identifikationsrate von etwas über 50% eine potentielle Fehlerquelle dar, was die Notwendigkeit einer manuellen Überprüfung der vorgeschlagenen EM unterstreicht.

Für die HyMap-Daten erfolgt die Bewertung der *Vollständigkeit* der im Zuge dieses zweistufigen Verfahrens ermittelten EM-Sets in Kap. 7.3.3. Die Basis hierzu ist die Betrachtung der räumlichen Verteilung des Entmischungsfehlers nach allen Entmischungssiterationen.

### 7.3.2. Übersicht über die Entmischungsergebnisse

Die Validierung der Entmischungsergebnisse erfolgt gegen die im Feld erhobenen Bedeckungsgrade der wichtigsten Einheiten im Untersuchungsraum (s. Kap. 7.2.2). Hierzu wurden Subszenen der entsprechenden Teilräume (Nordteil mit Referenzflächen (A) bis (D), Verebnungsfläche um (E), Südteil mit Referenzflächen (F) bis (J)) mit den lokal detektierten EM und unter Variation der verschiedenen Optionen innerhalb  $\mu$ MESMA entmischt. Die im Feld erfassten und mit GPS-Koordinaten verorteten Bereiche wurden in den Bilddaten durch Polygone repräsentiert, und deren mittlere Bedeckungsgrade sowie Variabilität (ausgedrückt über die Standardabweichung) ermittelt.

Eine Validierung auf Basis einzelner Pixel ist generell auf Grund von Sensor-PSF-Effekten, dem Unsicherheitsbereich der Georeferenzierung sowie der hohen Variabilität des Naturraums nach Meinung des Autors nicht aussagekräftig (vgl. hierzu auch Townshend u. a. (2000); Brogaard und Ólafsdóttir (1997)). Auch soll an dieser Stelle nochmals darauf hingewiesen werden, dass die Validierung nicht mehr gegen eine perfekte synthetische Referenz erfolgen kann, sondern gegen fehlerbehaftete Feldmessungen. Die Genauigkeit der Erhebungsmethodik im Feld kann auf Basis von Publikationen grob mit  $\pm 10\%$  Abundanz absolut angegeben werden (vgl. Kap. 7.2.3).

Analog zu Kap. 6.3 soll auch hier zuerst eine generelle Übersicht über die Ergebnisse präsentiert werden, um die nachfolgend näher beleuchteten Einzelergebnisse und methodischen Verfeinerungen besser einordnen zu können. Eine Zusammenfassung der Ergebnisse ist in Tab. 7.1 dargestellt.

Im Vergleich zu den Ergebnisse der Simulationsszenarien (Kap. 6.3 ff.) ist für alle Entmischungsverfahren (ohne weitere Prozessierungen und ohne Rückweisung) eine *Zunahme des mittleren Fehlers* um 50% ( $\mu$ MESMA mit kombiniertem Fehlermaß, sowie manuelle Entmischung) respektive 80% ( $\mu$ MESMA, RMS-optimiert) zu beobachten. Ebenso geht generell der Anteil an Modellen mit geringen Fehlern (in diesem Falle unter 5% Abundanz absolut) zurück, der Anteil an Modellen mit Fehlern über 10% Abundanz absolut ist erhöht.

Dieser Anstieg der Fehler wird stark von den Ergebnissen für die Testfläche (G) beeinflusst. Dieser steile Oberhang im Südteil der Szene weist bei allen Verfahren einen mittleren Unterschied von rund 30% Abundanz zwischen den Feld- und Bilddaten auf, welcher durch eine deutliche Überschätzung der NPV-Anteile zu Lasten des Bodenanteils verursacht wird. Da auch das Gütemaß auf Grund des lokalen Einfallswinkels für diesen Bereich eine unterdurchschnittliche Zuverlässigkeit aufweist, erfolgt zusätzlich die Angabe der Entmischungsergebnisse unter *Rückweisung* dieser Testfläche. Auf diesen Sachverhalt, mögliche Ursachen sowie auf die Betrachtung des Gütemaßes wird nachfolgend in Kap. 7.3.3 nochmals eingegangen.

Bei allen Verfahren weisen weiterhin die Referenzflächen (J) – ein Steilhang in der südlichen Hoya del Paraiso – sowie die ehemalige Ackerfläche (D) hohe Fehler auf. Beiden Flächen gemeinsam ist ein hoher Anteil an unbedecktem Boden (61% resp. 56%), sowie eine ungünstige lokale Aufnahmegeometrie. Die geringsten Fehler treten für die Testflächen (E), (F) und (I) auf, welche von dichtem Bewuchs und mäßigem Relief gekennzeichnet sind.

Hinsichtlich der *Korrelationskoeffizienten* muss angemerkt werden, dass die Grundgesamtheit mit 10 Datenpunkten (resp. 9 bei Zurückweisung) zu gering ist, um belastbare Aussagen zu erhalten. Dies wird unter anderem darin deutlich, dass die durch das Regressionsmodell bestimmten Bedeckungsgrade die höchsten Korrelationskoeffizienten zu den Referenzwerten aufweisen ( $R^2$  von 0,97 für Boden), obschon die absoluten Fehler deutlich erhöht sind (für Boden um 19% Abundanz absolut). Ursache hierfür ist ein eindeutiger aber fehlerhafter Trend in den ermittelten Abundanzwerten.

Die *Signifikanz* der ermittelten Korrelationskoeffizienten auf Basis einer t-Verteilung lag in allen Fällen bei  $p=0,005$  oder darunter, ebenso die Signifikanz bei Verwendung der Rangkorrelation nach Spearman, was hingegen auf einen statistisch signifikanten Zusammenhang hindeutet (vgl. ITT Industries Inc. (2006)). Ein weiteres Indiz hierfür ist die weitgehende Übereinstimmung der Korrelationskoeffizienten der Spearman- und der Pearson-Korrelation.

Generell liegen die Korrelationskoeffizienten für  $\mu$ MESMA mit Rückweisung für die beiden Vegetationsklassen über den Ergebnissen der Verifikation ( $R^2$ -Werte um 0,9 statt um 0,7, signifikant auf  $p < 0,0005$ ), für Boden mit  $R^2 = 0,76$  (signifikant auf  $p < 0,005$ ) statt 0,88 aber darunter. Auch die Korrelationswerte der manuellen Entmischung zeigen diesen Trend hinsichtlich der klassenweisen Veränderung, für die regressionsbasierte Ableitung der Bedeckungsgrade hingegen ist eine generelle Steige-

rung des statistischen Zusammenhangs zu beobachten. Aussagekräftiger sind wiederum die graphischen Darstellungen der Datenverteilung, wie sie nachfolgend präsentiert werden.

Die Auswahl des letztendlich verwendeten EM-Modells anhand des kombinierten Fehlermaßes als *Optimierungskriterium* stellte sich für die Testszenen von Cabo de Gata als wesentliche Verbesserung heraus. Durch die Identifikation sinnvoller Mischungsmodelle auf Basis der Residualanalyse (Kap. 5.4.4) erfolgt eine Optimierung hinsichtlich der spektralen Charakteristika der relevanten Klassen, und somit eine verbesserte Trennung der Klassen.

So konnte durch die Residualanalyse für die kritische Testfläche (D) die Verwendung eines unpassenden EM-Modells vermieden werden, und der daraus resultierende Fehler für diesen Bereich von 27% auf unter 20% Abundanz absolut reduziert werden. Der mittlere Entmischungsfehler von 15,1% mit dem Modellierungs-RMS-Kriterium wurde ebenso auf 11,6% Abundanz absolut verringert, und auch die Korrelationskoeffizienten stiegen auf  $R^2$ -Werte von 0,88 für PV, 0,89 für NPV sowie 0,76 für Boden an.

Erfolgt die Entmischung ausschließlich *iterativ* auf Basis der Residualanalyse, so lassen sich für die Referenzflächen immer noch gute Ergebnisse erzielen. Der mittlere Fehler nach Rückweisung der Testfläche (D) lag mit 13,0% Abundanz absolut um rund 12% über den Ergebnisse mit 'Brute-Force'-Entmischung in der 2. und 3. Iteration. Im Vergleich zu den Ergebnissen der Verifikation in Kap. 6.2.3 fällt diese Reduzierung der Genauigkeit zwar deutlich geringer aus, doch auch hier ist ein Anstieg an Modellen mit hohen Entmischungsfehlern zu beobachten. Letztendlich wird das Verfahren zu einer ersten Entmischungssiteration zur EM-Bestimmung eingesetzt, doch ist der rechenintensive 'Brute-Force'-Ansatz für genauere Ergebnisse weiterhin zu empfehlen.

Betrachtet man die Ergebnisse der *herkömmlichen manuellen Entmischung*, so fällt insbesondere für die Klasse *Boden* eine mäßige Genauigkeit (mittlerer Fehler von 22% Abundanz absolut) auf. Dies liegt in der spektralen Variabilität der betrachteten Klassen begründet, welche nur schwer mit herkömmlichen Entmischungsansätzen berücksichtigt werden kann. So sind für alle betrachteten Bereiche als absolutes Minimum zwei Boden-EM notwendig, um die auftretenden Regosole und die besser entwickelten Böden ungestörter Standorte abdecken zu können. Findet nur ein Boden-EM Verwendung, so kann jeweils nur ein Bereich korrekt modelliert werden, der andere weist hohe Entmischungsfehler auf. Der mittlere Fehler über alle Klassen liegt in einem solchen Fall um 20% Abundanz absolut.

Werden hingegen – wie bei MESMA – mehrere EM für die Klassen Boden, NPV und PV eingesetzt, so kann das gesamte Gebiet modelliert werden, die Genauigkeit steigt. Die Fehler liegen aber auf Grund linearer Abhängigkeiten zwischen den EM mit 14,5% Abundanz absolut noch deutlich über den mit MESMA möglichen Ergebnissen. Erst wenn zusätzlich zu (G) auch der Bereich der schlecht modellierten Referenzfläche (J) zurückgewiesen wird, lassen sich auch mit herkömmlicher manueller Entmischung vergleichbare mittlere Fehler um 11,7% Abundanz absolut erreichen.

Wie bereits bei den Verifikationstests lassen sich mit *empirischen Regressionsmodellen* zufriedenstellende Ergebnisse (mittlerer Fehler von 14,5% Abundanz absolut) erzielen. Für 6 von 10 Testflächen war mit  $\mu$ MESMA eine höhere Genauigkeit zu erzielen, die Verbesserung lag hierbei um 5,5% Abundanz absolut. Die Regression erzielte in 3 Fällen genauere Ergebnisse.

Auffällig ist jedoch der geringe Anteil von 10% an Modellen mit niedrigen Fehlern unter 5% Abundanz absolut. Somit kann das regressionsbasierte Verfahren als im Mittel robust angesehen werden. Anzumerken ist, dass eine Möglichkeit zur Rückweisung, wie sie für Entmischungsverfahren anhand des Modellierungsfehlers erfolgen kann, nicht für die regressionsbasierte Ableitung der Bedeckungsgrade existiert.

Der auf Basis der Simulationsrechnungen in Kap. 6.3 vielversprechende Einsatz von *Derivaten* lässt sich auf die realen HyMap-Szenen des Cabo de Gata nicht übertragen. Der mittlere Fehler über alle Klassen liegt bei 21,7% Abundanz absolut, wobei für alle Klassen und alle Referenzflächen Einzelfehler zwischen 17 und 27% Abundanz absolut auftraten. Anders als bei der manuellen Entmischung wird dieses schlechte Ergebnis somit nicht von einzelnen Ausreißern verursacht. Auch der flächenhafte Vergleich der Entmischungsergebnisse verschiedener Methoden zeigte deutliche Differenzen für PV und NPV in den Abundanzwerten, auch wenn das räumliche Muster vergleichbar ist.

Bei dem Vergleich zwischen Derivat-Ergebnissen und der Entmischung auf Reflektanzwerten kann eine systematische Überschätzung des NPV-Anteils zu Lasten des Anteils unbedeckten Bodens festgestellt werden. In der Praxis führt somit die komplette Vernachlässigung der Gesamtalbedo durch die Verwendung der 2. Ableitung zu einer verschlechterten Trennung dieser spektral ähnlichen Klassen.

Wenn wiederum entsprechend dem Vorgehen bei der khat / Kappa-Statistik ein Vergleich mit *Zufallsergebnissen* durchgeführt wird, so liegt bei der Datenverteilung des konkreten Beispiels ein mittlerer Fehler von 32% Abundanz absolut vor. Gegenüber diesem Grundfehler beträgt die Verbesserung der Genauigkeit durch  $\mu$ MESMA mit kombiniertem Fehlermaß 57% (63% bei Rückweisung), für die manuelle Entmischung und das empirische Regressionsmodell je 56% bei Rückweisung.

### 7.3.3. Nähere Betrachtung und Diskussion

Wenngleich die oben genannten mittleren Genauigkeiten auf ein zur Verifikation (Kap. 6) konsistentes Ergebnis hindeuten, so ist doch bei näherer Betrachtung ein Trend hinsichtlich der Einzelfehler erkennbar. Die graphische Darstellung über alle Referenzflächen erfolgt in der linken Spalte von Abb. 7.15.

Hieraus wird ersichtlich, dass der Anteil von NPV unabhängig vom Referenz-Bedeckungsgrad zu Lasten der Klasse 'Boden' überschätzt wird. Auch fallen neben der zurückgewiesenen Testfläche (G) noch die spärlich bewachsenen Flächen (D) und (J) mit starker Abweichung auf. Ein Teil dieser Fehler lässt sich – wie nachfolgend untersucht – auf den Einfluss des lokalen Einfallswinkels zurückführen und reduzieren.

Tabelle 7.1: Zusammenfassung der Entmischungsergebnisse verschiedener Ansätze innerhalb  $\mu$ MESMA. Datengrundlage: 10 im Feld erhobene Referenzflächen für Cabo de Gata 2004.

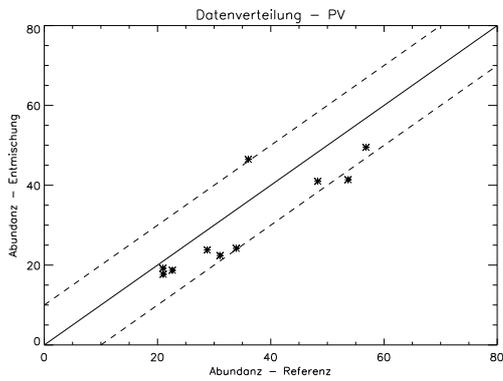
	Klasse	Mittlerer Fehler*	Stdev **	$R^2$ ***	Anteil in Prozent – Modelle mit	
					Fehler $\leq 5\%$	Fehler $\geq 10\%$
$\mu$ MESMA, komb. Fehler- maß	PV	7,0	3,4	0,89	40	20
	NPV	17,5	15,0	0,68	30	60
	Boden	16,2	12,3	0,35	30	70
	<b>Insg.</b>	<b>13,6</b>	<b>8,3</b>		<b>33</b>	<b>50</b>
dto., Rückweisung	PV	7,2	3,5	0,88	44	22
	NPV	14,3	11,6	0,89	33	44
	Boden	13,4	9,1	0,76	33	56
	<b>Insg.</b>	<b>11,6</b>	<b>5,9</b>		<b>37</b>	<b>48</b>
dto., nur iterativ, Rückweisung	PV	14,1	7,6	0,47	11	67
	NPV	6,7	6,1	0,87	56	44
	Boden	18,2	7,3	0,46	11	78
	<b>Insg.</b>	<b>13,0</b>	<b>2,8</b>		<b>26</b>	<b>63</b>
$\mu$ MESMA, RMS-optimiert	PV	14,9	7,4	0,83	10	60
	NPV	12,2	13,0	0,51	30	40
	Boden	23,9	15,4	0,17	20	80
	<b>Insg.</b>	<b>16,9</b>	<b>6,9</b>		<b>20</b>	<b>60</b>
dto., Rückweisung	PV	15,8	7,2	0,87	0	67
	NPV	8,7	7,3	0,68	33	33
	Boden	21,8	14,8	0,27	22	78
	<b>Insg.</b>	<b>15,1</b>	<b>5,4</b>		<b>29</b>	<b>59</b>
Manuell ohne MESMA	PV	9,3	6,9	0,85	20	30
	NPV	18,3	18,9	0,14	20	60
	Boden	24,8	12,6	0,19	10	80
	<b>Insg.</b>	<b>17,5</b>	<b>11,6</b>		<b>17</b>	<b>57</b>
dto., Rückweisung	PV	7,7	4,9	0,90	22	22
	NPV	12,9	9,1	0,55	22	67
	Boden	22,9	11,6	0,31	11	89
	<b>Insg.</b>	<b>14,5</b>	<b>7,1</b>		<b>18</b>	<b>56</b>
dto., 2x Rückweisung ****	<b>Insg.</b>	<b>11,7</b>	<b>5,1</b>		<b>20</b>	<b>54</b>
Regressions- modell	PV	7,0	4,1	0,78	30	10
	NPV	19,3	5,0	0,97	0	90
	Boden	17,2	7,1	0,89	0	70
	<b>Insg.</b>	<b>14,5</b>	<b>2,5</b>		<b>10</b>	<b>60</b>

\* Einheit: absolute Abundanz.

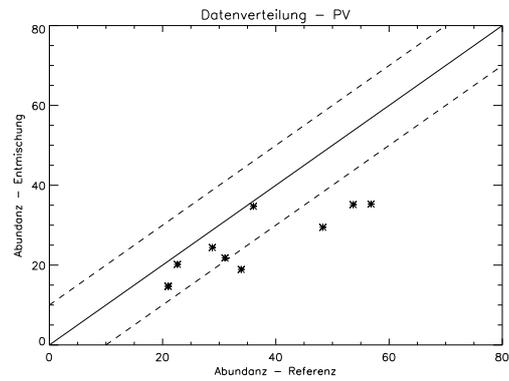
\*\* Stdev: Standardabweichung des Fehlers.

\*\*\*  $R^2$ -Werte nicht belastbar, obgleich signifikant auf  $p < 0,005$  (vgl. Text).

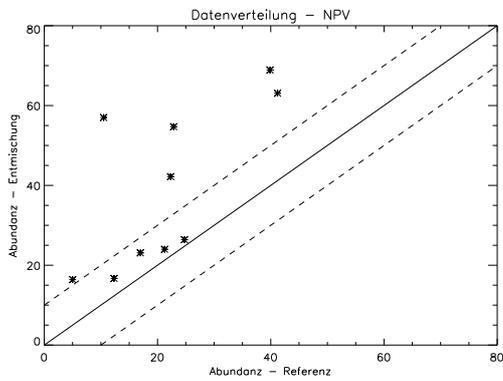
\*\*\*\* bei Rückweisung von 2 Testflächen.



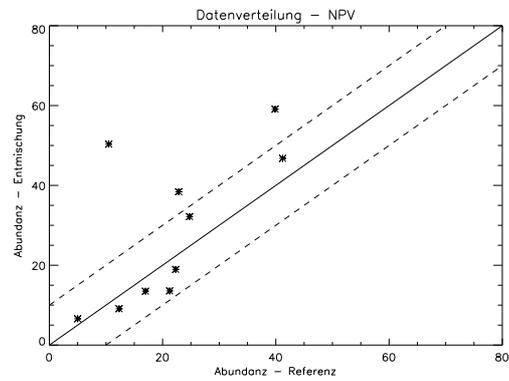
(a) Abundanzfehler PV



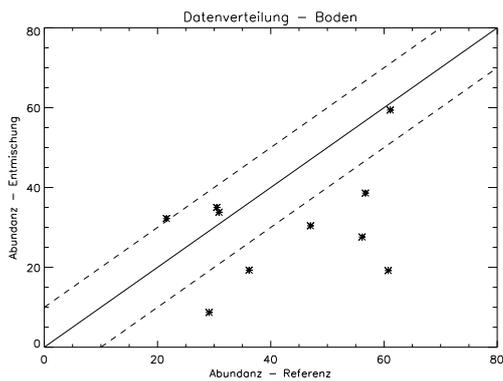
(b) Abundanzfehler PV – Korrektur des lokalen Einfallswinkels und Boden-Abschattung



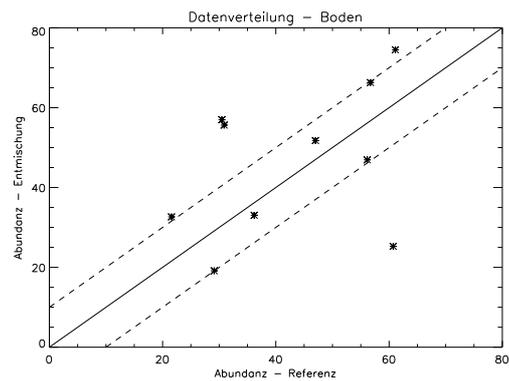
(c) Abundanzfehler NPV



(d) Abundanzfehler NPV – Korrektur des lokalen Einfallswinkels und Boden-Abschattung



(e) Abundanzfehler Boden



(f) Abundanzfehler Boden – Korrektur des lokalen Einfallswinkels und Boden-Abschattung

Abbildung 7.15: Übereinstimmung der Feldmessungen mit MESMA-Ergebnissen ( $\mu$ MESMA mit komb. Fehlermaß, alle Datenpunkte ohne Rückweisung).

### Korrektur des lokalen Einfallswinkels

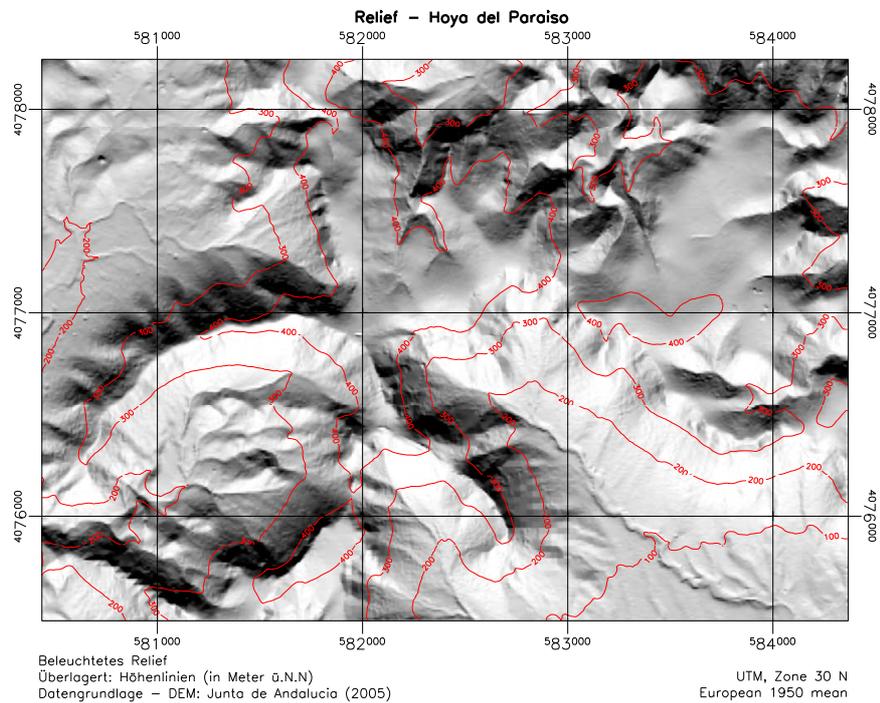
Für den Raum des Cabo de Gata stellt die starke Relieferung eine große Herausforderung an die Auswertungsmethodik dar, da auf Grund der stark variierenden lokalen Einfallswinkel auch der beobachtete Bodenanteil variiert (vgl. Kap. 3.3).

Für das gesamte Gebiet beträgt der mittlere Einfallswinkel wie zu erwarten rund  $16^\circ$  (Zenitwinkel, bei  $\sim 60^\circ$  FOV), was unter Annahme der für den Raum typischen Vegetationsgeometrie im Mittel eine knapp 20%-ige Überschätzung des Vegetationsanteils bedeutet. Für die  $\sim 5\%$  aller Pixel, die reliefbedingte Einfallswinkel größer als das HyMap-FOV aufweisen, beträgt der mittlere Einfallswinkel  $42^\circ$  (Stdev  $8,4^\circ$ ), was eine Unterschätzung des Bodenanteils um 60% bedeuten kann. Dieser wenig beachtete Parameter hat somit einen großen Einfluss auf die erzielbare Genauigkeit, wie in Abb. 7.16 anhand des Geländemodells sowie des daraus resultierenden lokalen Einfallswinkels für einen Flugstreifen ersichtlich ist. Doch bereits bei schwach reliefiertem Gelände sowie zu den Rändern der Flugstreifen hin ist dieser Fehlereinfluss relevant, wie die Abb. 7.17 illustriert.

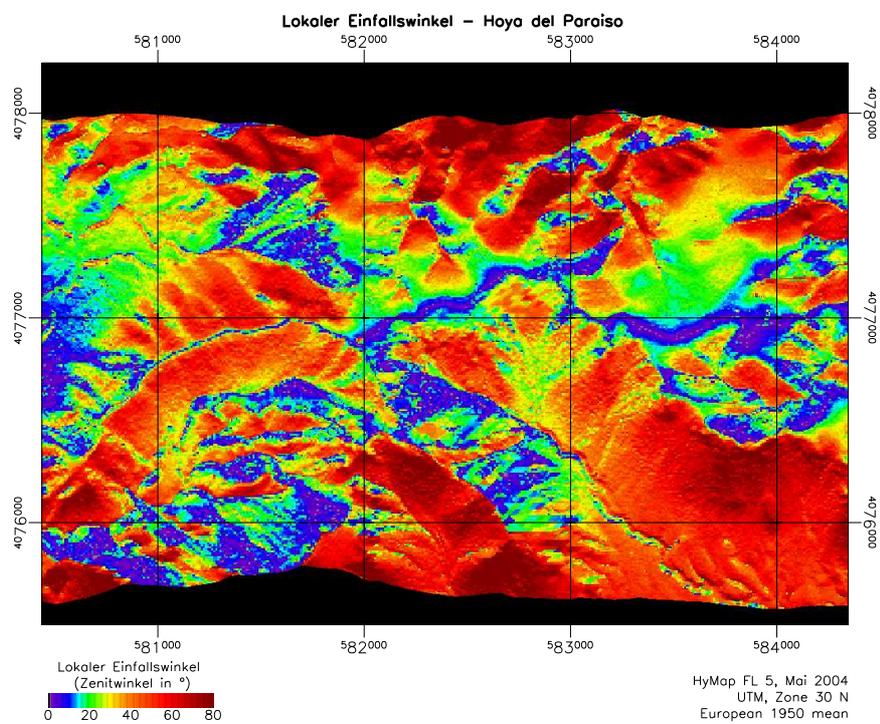
Eine Möglichkeit, diesen Einfluss zumindest teilweise zu korrigieren, basiert auf der Berechnung des verdeckten Bodenanteils nach Glg. 3.4 in Kap. 3.3. Neben dem aus der Aufnahmegeometrie und dem Geländemodell berechenbaren lokalen Einfallswinkel fließt als wichtiger Parameter auch die Größe der Vegetation mit ein. Für eine physikalisch exakte Korrektur müsste der Vegetationsaufbau für jedes Pixel bekannt sein, was in der Praxis aber nicht der Fall ist. Somit muss auf Basis der Feldmessungen näherungsweise von einer mittleren Höhe von 1 Meter und einer mittleren Fläche von  $1,5m^2$  für die einzelnen Vegetationsbestandteile des Vegetation-Boden-Mosaiks am Cabo de Gata ausgegangen werden.

Betrachtet man die in Tab. 7.2 sowie in Abb. 7.18 dargestellten Ergebnisse dieser Korrektur, so zeigt sich eine Reduzierung der systematischen Fehler für NPV und Boden und eine Verbesserung des mittleren Fehlers von 13,6% auf 11,3% Abundanz absolut. Allerdings wird die unterschätzte Abundanz des Bodens auch teilweise über die vormals akkurate Klasse PV ausgeglichen, was zu einer tendenziellen Unterschätzung des PV-Anteils führt.

Für die meisten Einzelflächen ist somit eine Verbesserung der mittleren Genauigkeiten um bis zu 5% Abundanz absolut nach der Korrektur zu beobachten; für die Flächen (E) und (J) hingegen steigt der mittlere Fehler durch die Korrektur leicht an. Als Ursache hierfür kommt am Steilhang (J) die abweichende Zusammensetzung der Vegetation (i. e., *Cornical*-Formation mit veränderter Bestandsgeometrie) in Betracht. Für den kleinen, von *S. tenacissima* dominierten Hügel (E) ist keine eindeutige Ursache auszumachen. Eine wahrscheinliche Fehlerursache ist die berechnete Hangneigung, welche leicht durch das mit 10 Metern nur mäßig aufgelöste DEM verfälscht sein kann. Für eine nähere Betrachtung dieser Korrektur sei auch auf Bachmann u. a. (2007b) hingewiesen.



(a) Beleuchtetes Geländemodell



(b) Lokaler Einfallswinkel des Flugstreifens 4 (Frühjahr 2004).

Abbildung 7.16: Darstellung des Reliefs sowie des lokalen Einfallswinkels im Bereich 'Hoyo del Paraiso'.

Tabelle 7.2: Zusammenfassung der Entmischungsergebnisse verschiedener Schattenkomponenten und Skalierungen innerhalb  $\mu$ MESMA. Datengrundlage: 10 im Feld erhobene Referenzflächen für Cabo de Gata 2004.

	Klasse	Mittlerer Fehler*	Stdev **	Anteil in Prozent Modelle mit Fehler	
				$\leq 5\%$	$\geq 10\%$
$\mu$ MESMA, lok. Einfallsw. korrigiert	PV	8,5	5,4	40	40
	NPV	10,4	13,1	50	30
	Boden	15,1	9,3	20	70
	<b>Insg.</b>	<b>11,3</b>	<b>6,8</b>	<b>37</b>	<b>47</b>
	<b>Insg. RW ***</b>	<b>9,3</b>			
$\mu$ MESMA, Boden- abschattung	PV	8,5	5,3	40	30
	NPV	17,1	13,7	30	70
	Boden	14,9	10,6	10	70
	<b>Insg.</b>	<b>13,5</b>	<b>7,4</b>	<b>27</b>	<b>57</b>
	<b>Insg. RW ***</b>	<b>11,6</b>			
$\mu$ MESMA, 'flacher' Schatten	PV	8,1	4,6	30	30
	NPV	19,6	15,1	30	70
	Boden	16,1	10,9	10	70
	<b>Insg.</b>	<b>14,6</b>	<b>8,4</b>	<b>23</b>	<b>57</b>
	<b>Insg. RW ***</b>	<b>12,8</b>			
$\mu$ MESMA, lok. Einfallsw. & Bodenabsch.	PV	10,4	7,4	30	40
	NPV	10,7	11,7	40	30
	Boden	14,8	10,5	20	50
	<b>Insg.</b>	<b>11,9</b>	<b>7,1</b>	<b>30</b>	<b>40</b>
	<b>Insg. RW ***</b>	<b>10,4</b>			
$\mu$ MESMA, unskaliert	PV	12,2	6,1	0	50
	NPV	9,6	13,6	60	20
	Boden	21,4	14,2	30	70
	<b>Insg.</b>	<b>14,4</b>	<b>7,5</b>	<b>30</b>	<b>47</b>
	<b>Insg. RW ***</b>	<b>12,6</b>			
$\mu$ MESMA, skaliert	PV	7,0	3,4	40	20
	NPV	17,5	15,0	30	60
	Boden	16,2	12,3	30	70
	<b>Insg.</b>	<b>13,6</b>	<b>8,3</b>	<b>33</b>	<b>50</b>
	<b>Insg. RW ***</b>	<b>11,6</b>			
$\mu$ MESMA, optimal skaliert	PV skal.	7,0	3,4	40	20
	NPV unskal.	9,6	13,6	60	20
	Boden skal.	16,2	12,3	30	70
	<b>Insg.</b>	<b>10,9</b>	<b>11,2</b>	<b>43</b>	<b>37</b>
	<b>Insg. RW ***</b>	<b>8,8</b>			

\* Einheit: absolute Abundanz.

\*\* Stdev: Standardabweichung des Fehlers.

\*\*\* RW: mit Rückweisung.

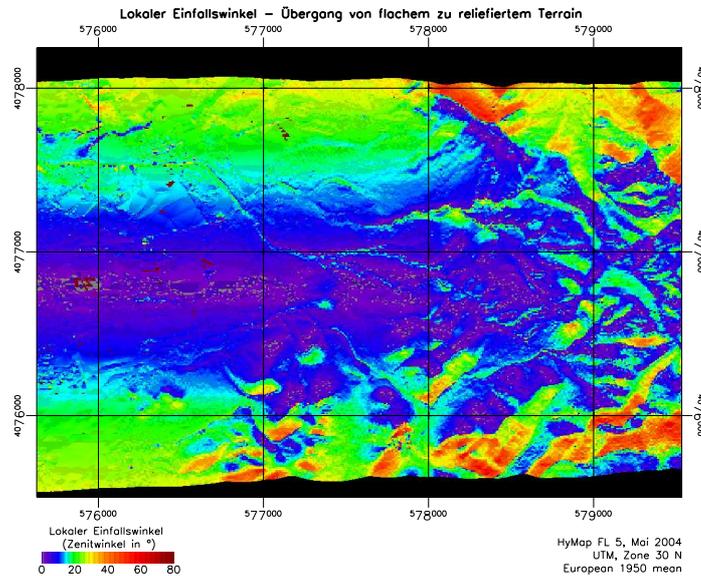


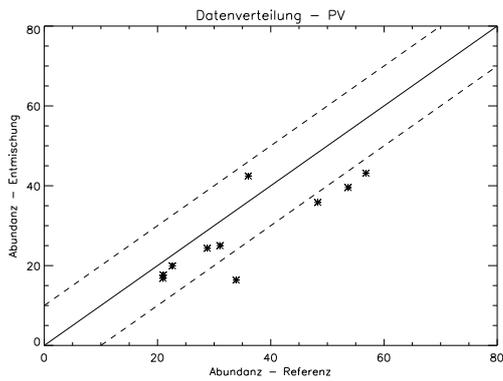
Abbildung 7.17: Darstellung des lokalen Einfallswinkels im Übergangsbereich zwischen Ebene und Sierra del Cabo de Gata.

### Korrektur von Abschattungseffekten

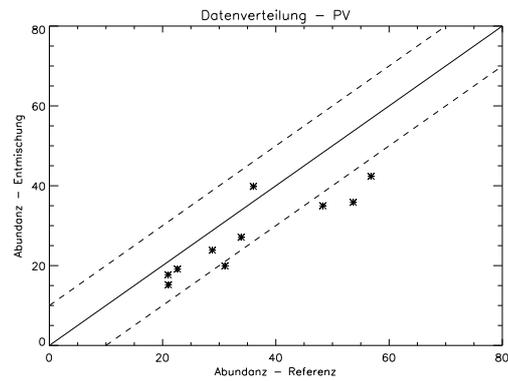
Viele Ansätze zur spektralen Entmischung integrieren eine Schattenkomponente als zusätzlichen EM, um Beleuchtungseffekte sowie Bestandsschatten in das Mischungsmodell mit aufzunehmen. Wie bereits in Kap. 3.3 diskutiert, wird diese Schattenkomponente ('flacher' Schatten in Tab. 7.2) oft kritisch gesehen. Denn reliefbedingte Beleuchtungseffekte werden oftmals während der Terrainkorrektur reduziert, und auch die Bild-EM der Vegetationsbestände beinhalten mit hoher Wahrscheinlichkeit bereits einen Schattenanteil.

Diese Theorie deckt sich auch mit den in Tab. 7.2 präsentierten Ergebnissen, welche einen Rückgang der mittleren Genauigkeit um rund 1% Abundanz absolut aufweisen. Die *räumliche Verteilung* der Schattenkomponente zeigt das zu erwartende Muster mit starker Beeinflussung aller Bereiche mit hoher Albedo, wobei dies gleichermaßen helle Oberflächen (hier insb. Schotterstraßen) wie auch Sonnhänge betrifft. Somit wirkt sich dieser zusätzliche Schatten-EM als Ausgleich von generellen Albedounterschieden zwischen EM- und Bildspektren aus, und stellt in dieser Form eine wenig zuverlässige Korrektur der Bestandsabschattung und verbleibender Reliefeffekte dar.

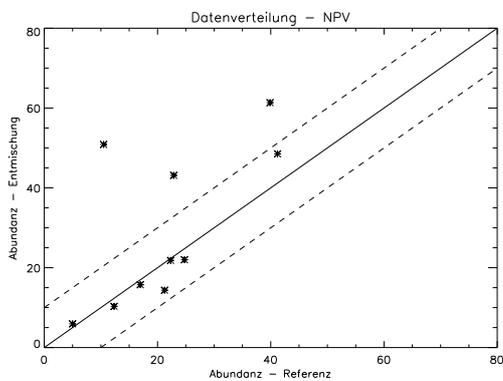
Erfolgt hingegen die Abschattung des Bodens mit der in Kap. 5.2.3 beschriebenen szenenspezifischen Schattenkomponente, so bleibt der mittlere Fehler unverändert. Betrachtet man die Verteilung der Einzelfehler (Abb. 7.15 und 7.18), so ist ein leichter Rückgang der Überschätzung von NPV sowie der Unterschätzung des Bodenanteils zu verzeichnen. Allerdings steigt der mittlere Fehler für PV deutlich an.



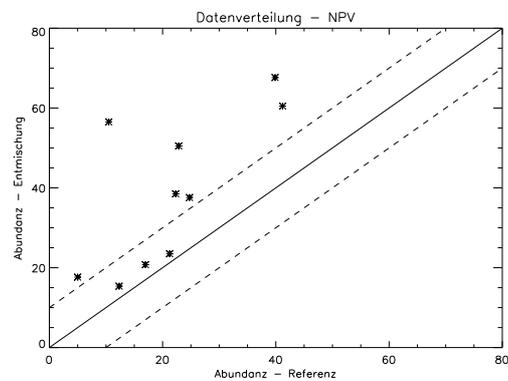
(a) Abundanzfehler PV – Korrektur des lokalen Einfallswinkels



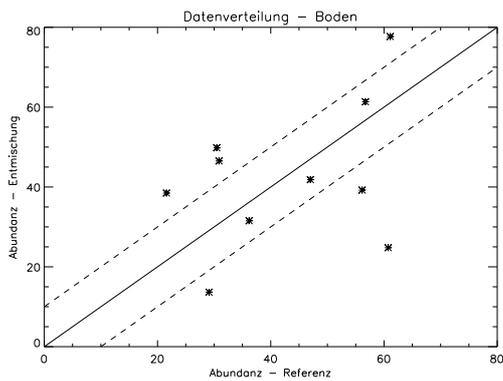
(b) Abundanzfehler PV – Simulierte Boden-Abschattung



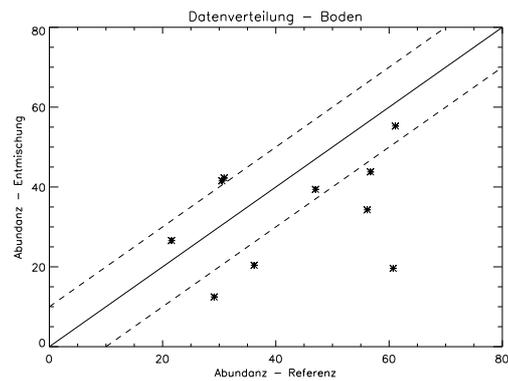
(c) Abundanzfehler NPV – Korrektur des lokalen Einfallswinkels



(d) Abundanzfehler NPV – Simulierte Boden-Abschattung



(e) Abundanzfehler Boden – Korrektur des lokalen Einfallswinkels



(f) Abundanzfehler Boden – Simulierte Boden-Abschattung

Abbildung 7.18: Übereinstimmung der Feldmessungen mit MESMA-Ergebnissen unter Korrektur des lokalen Einfallswinkels, sowie unter Verwendung der szenenspezifischen Schattenkomponente zur Bodenabschattung. Basis:  $\mu$ MESMA mit komb. Fehlermaß, alle Datenpunkte ohne Rückweisung.

Betrachtet man die räumliche Verteilung der verwendeten Boden-EM (Abb. 7.19), so fällt auf, dass zumeist die abgeschattete Variante verwendet wird (insb. bei EM 3). Dies lässt sich auf die in Kap. 6.2.1 bereits erkennbare Präferenz von SMACC für Spektren mit hoher Albedo erklären. Weiterhin deutet die Verwendung des abgeschatteten Boden-EMs mit geringster Gesamtalbedo ('image\_soil\_3') in allen Bereichen mit hoher Vegetationsdichte auf eine mathematische Optimierung (i. e., Minimierung des Bodenanteils am Signal) hin, was die geringe Aussagekraft der Bodenkartierung durch EM-Wahl bei *geringen* Bodenabundanz verdeutlicht.

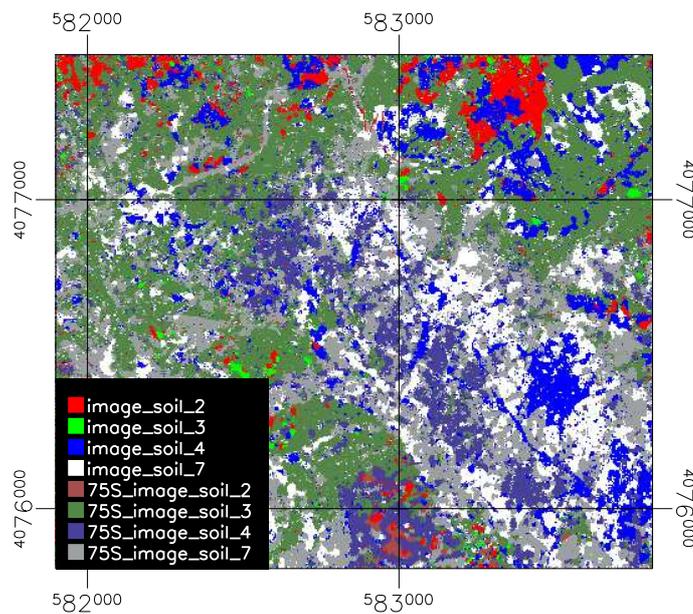


Abbildung 7.19: Räumliche Darstellung des verwendeten Boden-EMs. Das Präfix '75S' zeigt die simulierte Abschattung des EMs um 75% an. Testfläche *Hoya del Paraiso*. Keine Maskierung der Bereiche mit geringer Boden-Abundanz.

Die *Kombination* aus Abschattung des Bodens und Korrektur des lokalen Einfallswinkels reduziert auf der einen Seite die Genauigkeit für PV weiter, aber für NPV und Boden sinkt der Anteil an hohen Fehlern. Wichtiger ist, dass bei Kombination beider Verfahren der Trend zur Über- resp. Unterschätzung von NPV und Boden reduziert wird. Auch sinkt der mittlere Fehler gegenüber der Abschattung allein von 13,5% Abundanz absolut auf 11,9% ab, doch der mittlere Fehler bei alleiniger Korrektur des lokalen Einfallswinkels ist mit 11,3% Abundanz absolut geringer.

### Einfluss der Datenskalierung

Da, wie in Kap. 6.2.3 dargestellt, das *Summenkriterium* (i. e., Summe aller Abundanz gleich 100%, vgl. Glg. 3.9 in Kap. 3.3.2) nicht immer eingehalten wird, kann innerhalb  $\mu$ MESMA die nachträgliche Skalierung der Ergebnisse erfolgen. Der Einfluss dieser Skalierung ist in Tab. 7.2 dargestellt. Da die Abundanzsumme für alle

10 Referenzflächen unter 100% liegt, erfolgt im Zuge der Skalierung eine Erhöhung der Abundanzwerte. Als Folge ist eine Steigerung der Genauigkeit für die tendenziell unterschätzten Klassen PV und Boden erkennbar, die ermittelten Abundanzwerte der tendenziell überschätzten Klasse NPV hingegen werden ungenauer (vgl. hierzu Abb. 7.15). Der mittlere Abundanzfehler sinkt durch die Skalierung nur gering von 14,4% Abundanz absolut auf 13,6% ab.

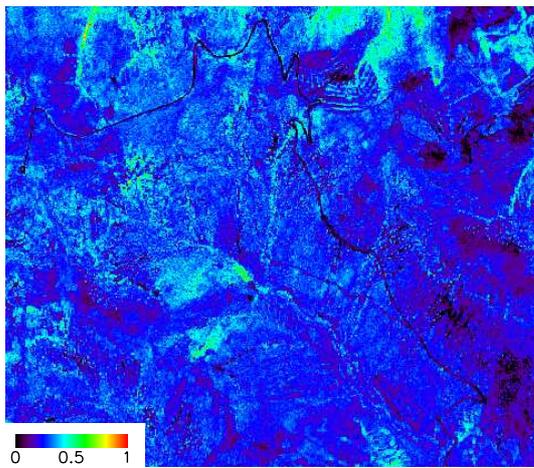
Wird diese klassenweise Über- respektive Unterschätzung für diese Datengrundlage als gültig angenommen, so lässt sich eine optimale Skalierung der Daten finden (i. e., die Skalierung von PV- und Boden-Abundanzen). Hierdurch steigt die erzielbare Genauigkeit deutlich an. So weisen nunmehr 43% statt 30% aller Testflächen einen geringen Fehler von unter 5% Abundanz absolut auf, und auch der mittlere Fehler sinkt auf 10,9% Abundanz absolut.

Betrachtet man die Ergebnisse mit Rückweisung von Modellen geringer Zuverlässigkeit, so sinkt der mittlere Fehler bei optimierter Skalierung auf 8,8% Abundanz absolut. Vergleicht man diesen Wert mit den in Kap. 6.3 ermittelten Genauigkeiten für Simulationsmodelle, so liegt der Schluss nahe, dass es sich bereits um eine Optimierung für den individuellen Datensatz handelt. Um aber die zu erwartenden Ergebnisse hinsichtlich einer automatisierten Methodik zu vermitteln, ist dieses Vorgehen wenig geeignet. Daher werden in dieser Arbeit nur die Ergebnisse der *generellen Skalierung* präsentiert, obgleich sich bessere Genauigkeiten durch diese *optimale Skalierung* erzielen lassen.

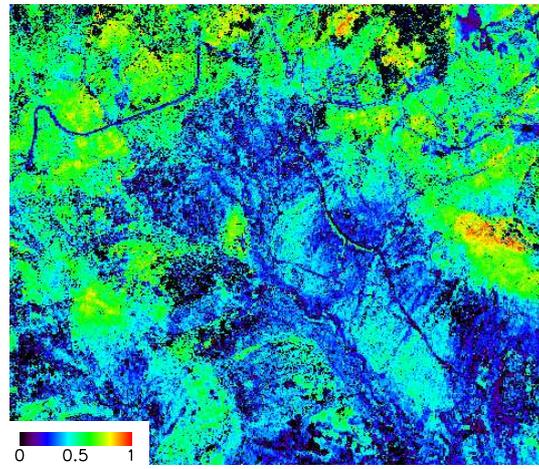
### Räumliche Betrachtung

Die Notwendigkeit der Korrektur des lokalen Einfallswinkels wird auch beim Vergleich der Abundanzkarten (Abb. 7.20 (c) und (d)) deutlich. Insbesondere die von Boden dominierten Steilhänge im Südostteil der Szene werden auf Grund ihrer Exposition gegen die Blickrichtung des Sensors fehlerhaft kartiert, sofern keine nachträgliche Korrektur stattfindet. Andererseits ist auch das Problem der Überkorrektur bei größeren offenliegenden Bodenflächen (i. e., Ackerflächen) mit geringer Vegetationsverdeckung im Nordostteil erkennbar. Betrachtet man die Zuverlässigkeit der Ergebnisse, so dominiert der Einfluss des Reliefs (vgl. Abb. 7.19), doch kritisch zu modellierende Bereiche sind weiterhin erkennbar (vgl. Abb. 7.21).

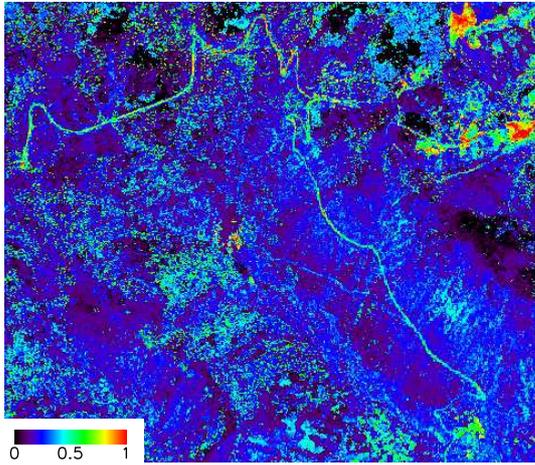
Die *räumliche Verteilung des Entmischungsfehlers*, sei es der Modellierungs-RMS-Fehler oder das kombinierte Modellauswahlmaß, liefert bei allen Entmischungsansätzen eine wichtige Informationsquelle hinsichtlich der Güte des Mischungsmodells und der EM. Hierbei deutet eine räumlich homogene Verteilung des Fehlers auf das Vorhandensein aller notwendigen EM hin, und das lokale Auftreten hoher Modellierungsfehler kann – wie in  $\mu$ MESMA – als Basis für die Auswahl weiterer EM verwendet werden (vgl. Kap. 5.2).



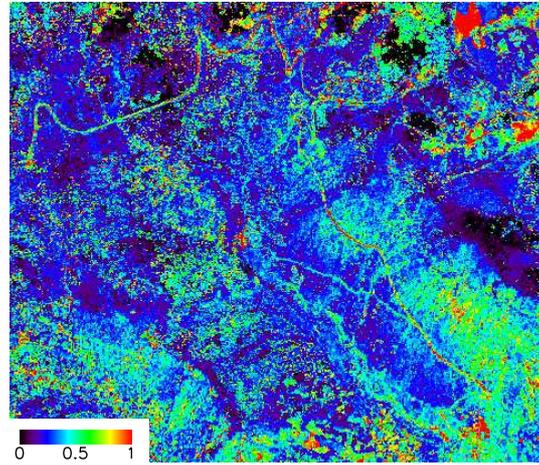
(a) Abundanzen – PV



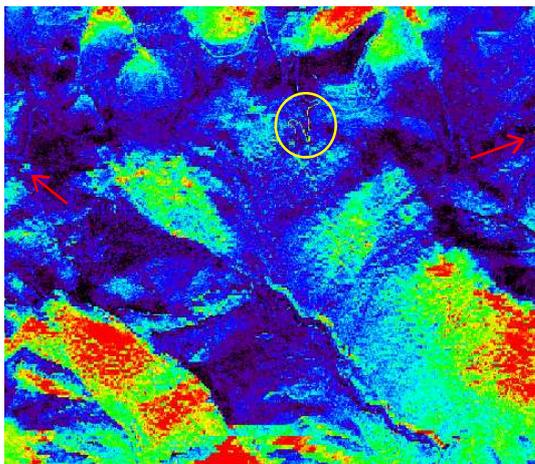
(b) Abundanzen – NPV



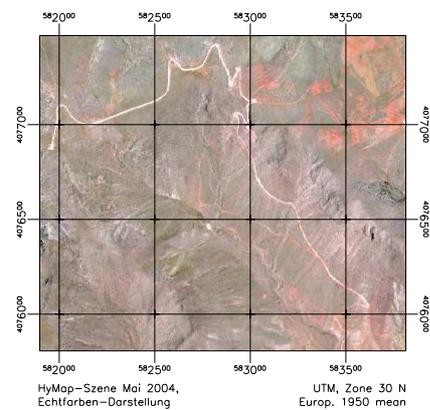
(c) Abundanzen – Boden



(d) Abundanzen – Boden, zusätzlich mit Korrektur des lokalen Einfallswinkels.



(e) Gütemaß, Darstellung ist auf mittleren Datenbereich (i. e., 96% der Werte) skaliert.



(f) HyMap-Ausgangsbild

Abbildung 7.20: Überblick über die Ergebnisse – Hoya del Paraiso, Mai 2004.  $\mu$ MESMA-Entmischung mit Bodenabschattung, keine Skalierung der Abundanzen.

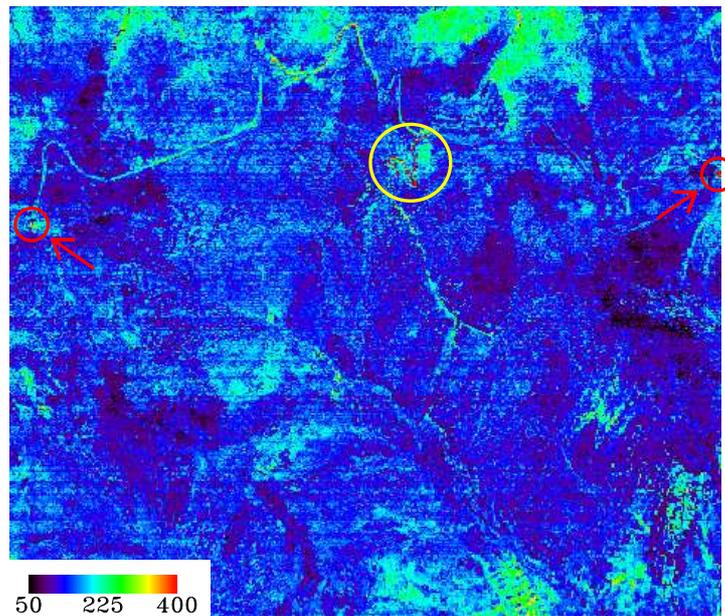


Abbildung 7.21: Räumliche Darstellung des kombinierten Fehlermaßes. Die Darstellung ist für den Wertebereich 50 – 400 linear gestreckt.

Im in Abb. 7.21 dargestellten Bereich der Hoya del Paraiso beträgt der Mittelwert des Fehlermaßes 135 Einheiten, wobei 99% der Bildpunkte unter 247 Einheiten liegen. Das räumliche Muster sowie der Vergleich mit den ermittelten Abundanzen zeigt auf, dass insbesondere Bereiche mit offenliegendem Boden einen höheren Modellierungsfehler haben. Beispiele hierfür sind mit 230-260 Einheiten Teile der Schotterstraße sowie offenliegende – da bearbeitete – Böden am Nord- und Südrand des Ausschnitts.

Für die gelb markierten Bereiche der Straße liegt das kombinierte Fehlermaß im Wertebereich zwischen 500 und 660. Der Grund hierfür ist die Befestigung der Schotterstraße in diesem Steilstück mit Betonplatten, welche nicht als EM erfasst sind. Die mit 1600 bis 3100 Einheiten höchsten Werte des kombinierten Modellierungsfehlers treten im Bereich der rot markierten Gebäude (Sendemasten) auf.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass alle Bildbereiche und somit auch alle Oberflächen einen ungefähr gleich hohen Modellierungsfehler aufweisen, und nur die nicht relevanten künstlichen Oberflächen ein hohes kombiniertes Fehlermaß aufweisen. Falls diese automatisierte Entmischung nachträglich noch *manuell* optimiert werden soll, empfiehlt sich auf Basis dieser Modellierungsfehlerverteilung die Hinzunahme eines Boden-EMs, welcher die spektrale Ausprägung der Böden im Nordteil besser repräsentiert. Im Vergleich zum in Abb. 7.20 bereits dargestellten Gütemaß zeigt sich, dass alle schwierig zu modellierenden Bereiche auch weiterhin klar erkennbar als kritisch eingestuft werden.

Betrachtet man die in Abb. 7.22 dargestellten Fehler für die einzelnen Referenzflächen, so fällt zuerst der hohe Fehler der Fläche (G) auf. Dieser mittlere Fehler beträgt für alle getesteten Verfahren (div. MESMA-Ansätze, manuelle Entmischung und Regressionsmodelle) zwischen 26 und 31% Abundanz absolut. Das  $\mu$ MESMA-Gütemaß weist zwar auf eine unterdurchschnittliche Zuverlässigkeit für diesen Bereich hin, der Modellierungsfehler selbst ist aber nur leicht erhöht.

Eine zu vermutende Fehlerursache ist das Auftreten von biogenen Bodenkrusten, welche die starke Überschätzung der NPV-Komponente zu Lasten des Bodenanteils hervorrufen könnten. Der in Kap. 6.3.3 beschriebene deutliche Anstieg des Fehlermaßes tritt aber in diesem Bereich nicht auf, und auch die theoretische Beeinflussung der Ergebnisse durch Flechten (Kap. 6.3.3) ist generell eher gering. Somit könnten zwar Flechten das Ergebnis mit beeinflusst haben, als alleinige Ursache des hohen Fehlers kommen sie aber mit hoher Wahrscheinlichkeit nicht in Frage.

Da im Zuge der Feldkampagne keine weitere Besonderheit in diesem Bereich aufgefallen ist, und da alle aus den Bilddaten ableitbaren Indizien gegen eine falsche Mischungsmodellierung sprechen, muss von einer *Addition* der mittleren Entmischungsfehler (um 12% Abundanz absolut) und der geschätzten Genauigkeit der Felddaten von  $\pm 10\%$  Abundanz absolut als Ursache ausgegangen werden.

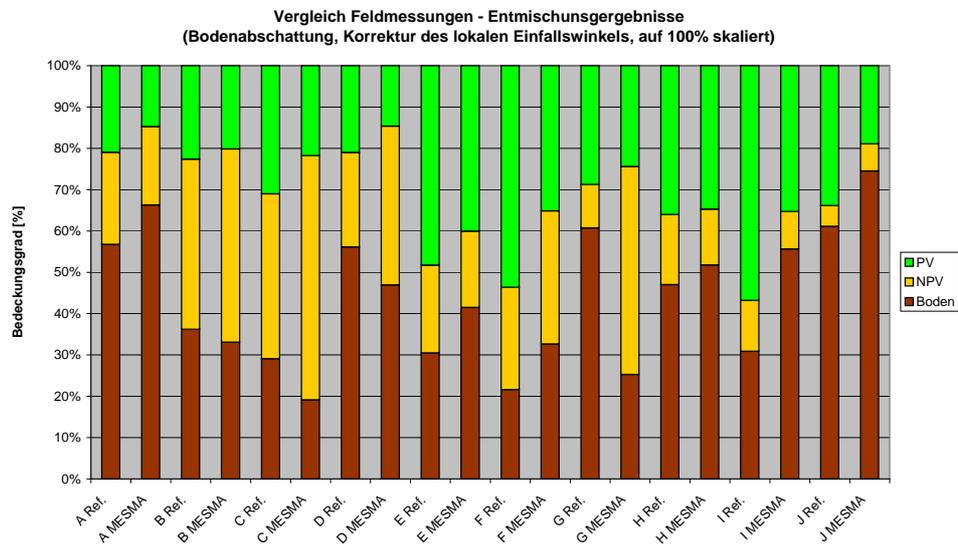
Die Verteilung der Fehler auf die einzelnen Referenzflächen ist für alle MESMA-Ansätze konsistent, wobei wie beschrieben die Korrektur des lokalen Einfallswinkels die Genauigkeit der Flächen (E) und (J) reduziert, für alle anderen Flächen jedoch verbessert. Die manuelle Entmischung weist wie beschrieben zusätzliche Probleme bei der Fläche (J) auf, welche durch eine andere Vegetationsformation gekennzeichnet ist, und somit einen zusätzlichen PV-EM benötigt.

Die in Kap. 7.2.2 beschriebenen Charakteristika der einzelnen Referenzflächen werden mit den genannten mittleren Genauigkeiten erfasst, wie der Vergleich der Feldmessungen mit den Entmischungsergebnissen in Abb. 7.22 zeigt. Beispielhaft ist die genannte charakteristische Abfolge von Ober-, Mittel- und Unterhang (Testflächen (A), (B), (C)), und der Vergleich zur angrenzenden ehemaligen Ackerfläche (D) zu nennen. Zusätzlich soll auf den später näher betrachteten Zusammenhang zwischen Exposition, Hangneigung und Bodenanteil der Testflächen (F) bis (J) hingewiesen werden.

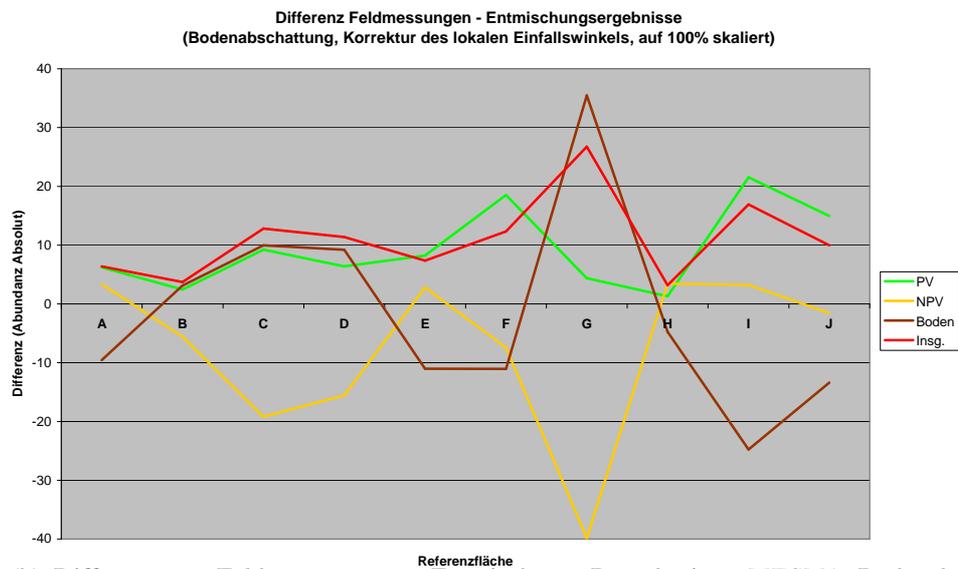
### **Klassifikation durch $\mu$ MESMA**

Ein weiteres thematisches Produkt von MESMA-Ansätzen ist die spektrale Klassifikation der Oberflächen durch die räumliche Darstellung der verwendeten EM. Als Beispiel ist in Abb. 7.23 der Übergangsbereich zwischen dem Cerro Blanco im Norden und der sich südlich anschließenden alluvialen Ebene dargestellt, da in diesem landwirtschaftlich genutzten Bereich offenliegende Bodenflächen auftreten.

Wie es generell für den Einsatz von MESMA als 'harter' Klassifikator empfehlenswert ist, so wurde auch für das in Abb. 7.23 dargestellte Ergebnis der Schwellwert der Nachbarschaftsiteration angepasst. Hierdurch wird die Verwendung des räumlich



(a) Ergebnisse –  $\mu$ MESMA, Bodenabschattung, Korrektur des lok. Einfallswinkels, auf 100% Abundanzsumme skaliert. Mittlerer Fehler: 11,3% Abundanz absolut.



(b) Differenzen – Feldmessungen zu Entmischung. Datenbasis:  $\mu$ MESMA, Bodenabschattung, Korrektur des lok. Einfallswinkels, auf 100% Abundanzsumme skaliert. Mittlerer Fehler: 11,3% Abundanz absolut.

Abbildung 7.22: Entmischungsfehler je Testfläche.

dominierenden Boden-EMs strenger limitiert und die Klassifikation verbessert (vgl. Abb. 7.19 für nicht optimierte Boden-EM-Karten). Ebenso lassen sich durch eine *manuelle* Auswahl der Boden-EM zusätzlich weitere und besser definierte Bodenklassen kartieren.

In Abb. 7.23 (a) zeigt sich deutlich der Übergang zwischen den verschiedenen Bodentypen. Im mittleren und südlichen Teil dieses Bildausschnitts dominieren die tonreichen sowie oftmals schwach eisenhaltigen Böden der alluvialen Ebene (braun in Abb. 7.23 (a), Boden-EM 'image\_soil\_15' mit Absorptionsbanden um 0,85 und 2,17  $\mu\text{m}$ ). Ganz im Südosten treten aufgeschotterte Kiesflächen des umliegenden Gesteins mit deutlich erhöhter Eisenabsorption auf ('image\_soil\_7', rot dargestellt). Auf dem im Nordteil anstehenden Karbonatgestein hingegen bildeten sich ton- und eisenarme Böden aus, welche keine Absorptionsbanden aufweisen (EM 'it\_soil\_5', gelb dargestellt).

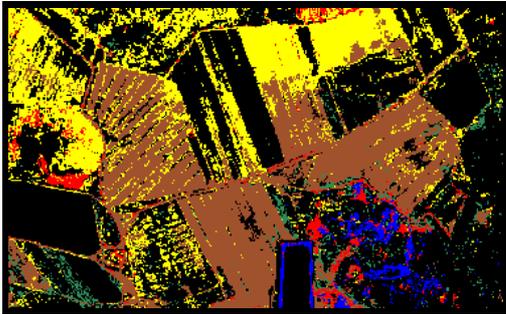
Bei der Bewertung der Ergebnisse muss hervorgehoben werden, dass es sich bei den Bodenflächen zumeist um Mischpixel mit rund 5-20% Bedeckung durch Ernterückstände sowie durch Bewässerungsschläuche handelt. Die räumliche Verteilung der NPV-Komponente beeinflusst deutlich die Boden-Abundanzen (Abb. 7.23 (c) und (d)), nicht aber die kartierten Boden-EM.

Die Bedeutung der Ableitung weiterer EM nach der ersten Entmischungssiteration (Kap. 5.2) wird in diesem Beispiel deutlich. Der erst durch die Entmischungssiteration gefundene EM 'it\_soil\_5' wurde auf Grund seiner wenig 'extremen' spektralen Ausprägung ungeachtet seiner großen räumlichen Verbreitung nicht durch das SMACC-Verfahren detektiert.

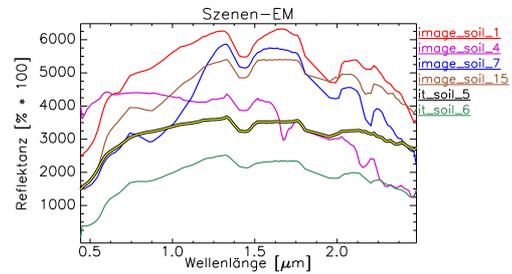
Betrachtet man die Abundanzwerte, so fällt auf, dass durch den Gradienten der Gesamtalbedo (Abb. 7.23 (e)) im Bereich des EM 'it\_soil\_5' auch die Boden-Abundanzwerte beeinflusst werden. Hierbei werden Unterschiede in der Gesamthelligkeit der Pixel teilweise durch den Bodenanteil am Signal modelliert und dieser hierdurch verfälscht. Eine signifikante Beeinflussung der Abundanzwerte weiterer Klassen erfolgt in diesem Beispiel nicht, kann aber nicht in jedem Fall ausgeschlossen werden.

Hinsichtlich der Klassifikation durch MESMA-Verfahren kann zusammenfassend festgestellt werden, dass ab mittleren Bedeckungsgraden gute *Klassifikationsergebnisse* vorliegen, welche kaum von der Gesamtalbedo beeinträchtigt werden, und die zu einem hohen Maße unbeeinflusst von Mischsignaturen sind.

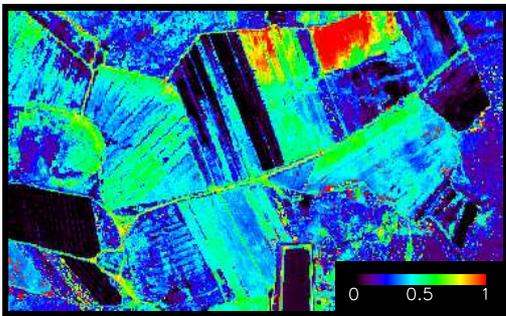
Wie auch in der Diskussion um die Schattenkomponente dargestellt (betreffend Abb. 7.19), ist die Klassifikation bei geringen Anteilen wenig aussagekräftig (im vorliegenden Fall unter  $\sim 20\%$  Abundanz, aber stark abhängig von der spektralen Ähnlichkeit der Materialien und der Güte des EM-Modells). Es sollte weiterhin erwähnt werden, dass die erzielbare Genauigkeit dieses MESMA-Beiprodukts hinter den Ergebnissen von optimierten Subpixel-Detektionsverfahren wie *Orthogonal Subspace Projections* oder optimierten Pixel-Klassifikatoren wie *Support Vector Machines* liegen dürfte (vgl. Kap. 3.3).



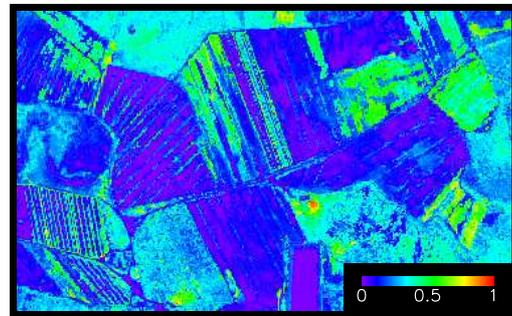
(a) Karte der Boden-EM. Bereiche unter 30% Bodenanteil ausmaskiert.



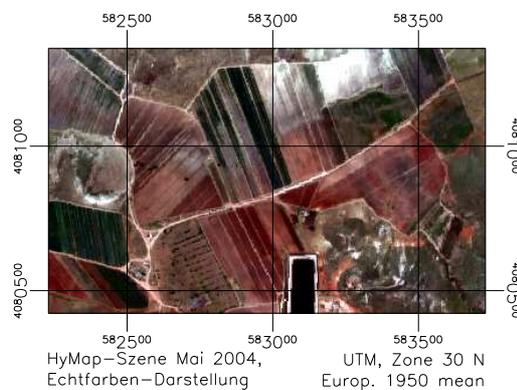
(b) Spektren der Boden-EM. Interpretation siehe Text. Der in (a) gelb dargestellte EM 'it\_soil\_5' ist schwarz hinterlegt.



(c) Bedeckungsgrad – Boden



(d) Bedeckungsgrad – NPV



(e) HyMap-Ausschnitt, Echtfarben-Darstellung. Bildstreckung: linear über den mittleren Datenwertebereich (i. e., 96% der Werte).

Abbildung 7.23: Boden-Kartierung durch MESMA. Datenbasis: automatisierte  $\mu$ MESMA-Entmischung der HyMap-Szene Frühjahr 2004, für dieses Beispiel angepasster Schwellwert der Nachbarschaftsiteration.

### 7.3.4. Weitere Aspekte

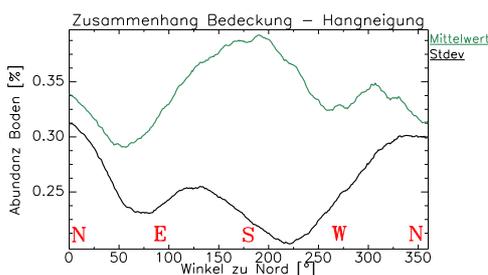
Abschließend sollen noch die naturräumlichen Faktoren in knapper Form betrachtet werden, welche den Entmischungsergebnissen zu Grunde liegen. Hierbei sind primär die Wuchsbedingungen im Aufnahmejahr, der phänologische Zeitpunkt, sowie die Lage im Relief zu nennen. Weiterhin soll auf die Konsistenz der Ergebnisse unter dem Einfluss einer veränderten EM-Auswahl, bei variablen Pixelgrößen, und bei verschiedenen Aufnahmegeometrien eingegangen werden.

#### Einfluss von Exposition und Hangneigung

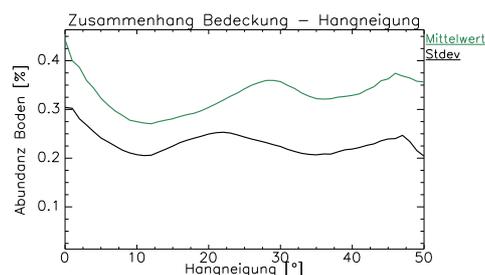
Die Abhängigkeit der Bedeckungsgrade von Exposition und Hangneigung ist in Abb. 7.24 dargestellt. Wie zu erwarten, weisen alle süd- bis südwestexponierten Hänge auf Grund der höheren Einstrahlung eine geringere Vegetationsbedeckung auf; ebenso nimmt mit steigender Hangneigung der Anteil an offenliegendem Boden zu, wobei dieser Trend für den Untersuchungsraum weniger eindeutig ist.

Zum einen werden die höheren Anteile an offenliegendem Boden in sehr flachen Bereichen durch die bearbeiteten Ackerflächen im Nordteil der Szene hervorgerufen. Zum anderen treten die wenigen Hänge mit mehr als  $35^\circ$  Hangneigung im betrachteten Raum überwiegend mit Ost- bis Nordostexposition auf, und weisen daher eine höhere Vegetationsbedeckung auf. Die Hänge mit  $10^\circ$  bis  $30^\circ$  Neigung sind betreffend der Exposition in etwa gleich verteilt, da im Nordteil überwiegend eine nördliche Exposition, im Südteil hingegen eine südwestliche Exposition dominiert.

Somit überlagern sich in Abb. 7.24 (b) die Effekte von Hangneigung und Exposition ungleichmäßig. Der generelle Trend ist aber weiterhin eindeutig erkennbar.



(a) Zusammenhang zwischen Exposition und Anteil an offenliegendem Boden



(b) Zusammenhang zwischen Hangneigung und Anteil an offenliegendem Boden

Abbildung 7.24: Zusammenhang zwischen Relief und Bedeckungsgrad – Hoya del Paraiso. Datengrundlage:  $\mu$ MESMA-Entmischung der HyMap-Szene Mai 2004, Korrektur des lokalen Einfallswinkels. Dargestellte Kurven stark geglättet (gleitendes Mittel).

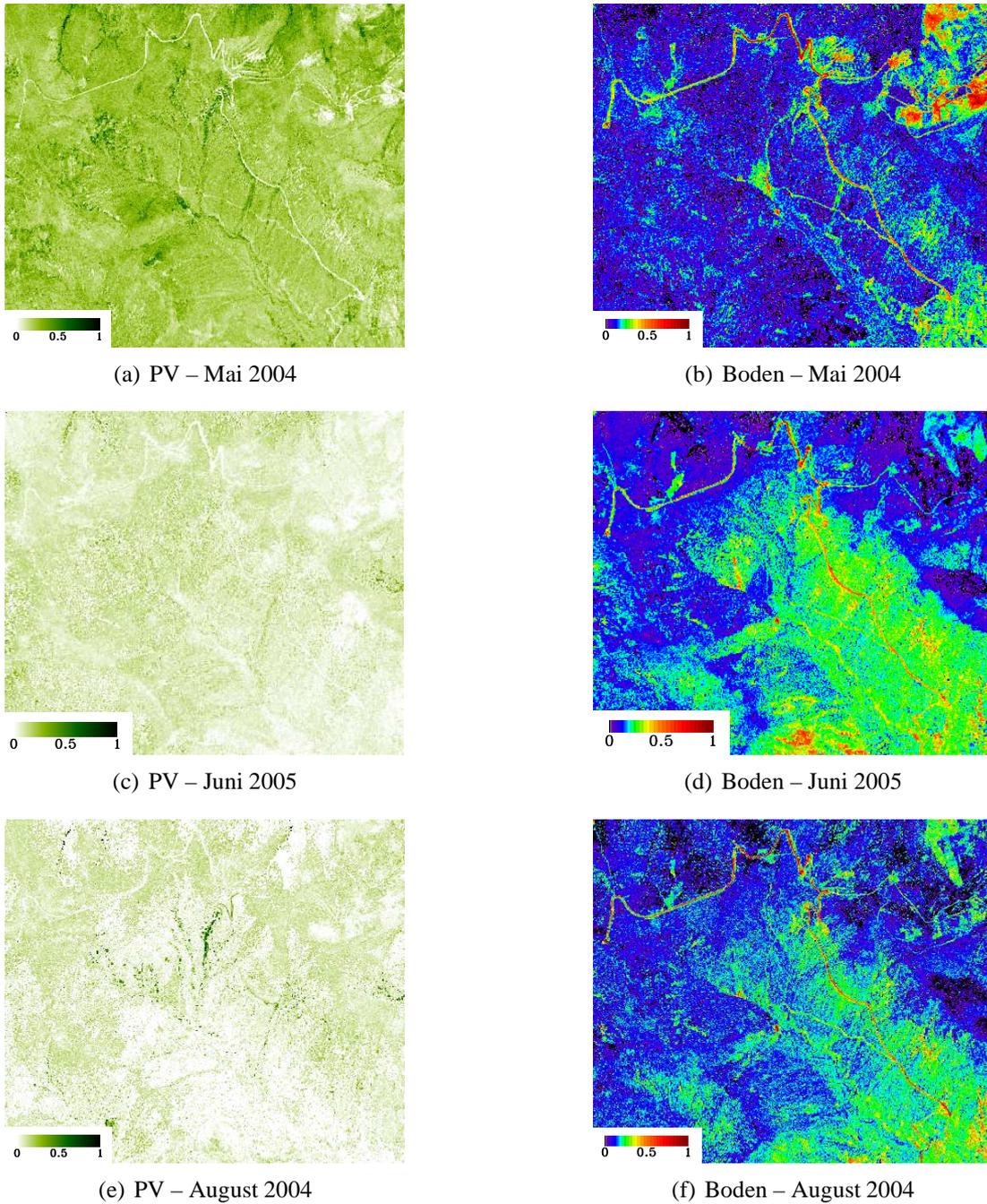


Abbildung 7.25: Zeitliche Veränderung der Bedeckungsgrade. Datenbasis:  $\mu$ MESMA-Entmischung der HyMap-Szenen für den Bereich der Hoya del Paraiso, Korrektur des lokalen Einfallswinkels. GSD für 2004: 4m, für 2005: 5m.

### **Einfluss von Phänologie und Niederschlagsvariabilität**

Bei der Betrachtung der *zeitlichen Veränderung* der Bedeckungsgrade ist eine starke Abhängigkeit von Phänologie und Wuchsbedingungen in der entsprechenden Vegetationsperiode erkennbar. Wie in Abb. 7.25 dargestellt, geht der Anteil der vitalen Vegetation ab dem späten Frühjahr in der Fläche zurück. Je nach Zusammensetzung der Vegetation treten aber weiterhin mittlere Bedeckungsgrade an PV in Bereichen auf, welche mit immergrünen Arten (*Opuntia ficus-indica*, *Chamaerops humilis*) durchsetzt sind.

Hohe Abundanzwerte von PV treten auch in den Sommermonaten entlang der Tiefenlinien mit besserer Wasserversorgung auf. Für wenig gestörte Standorte wie (F) und (I) bleibt der Anteil an offenliegendem Boden weitgehend konstant, da in diesen Bereichen mehrjährige Horstgräser dominieren. An gestörten südexponierten Hängen mit einem höheren Anteil an einjährigen Gräsern hingegen steigt im Sommer der Anteil an offenliegendem Boden an. Diese Veränderung der Bodenbedeckung ist jedoch stark von weiteren Faktoren wie Hangstabilität und dem jährlich schwankenden Bodenwassergehalt abhängig.

Bei der Betrachtung der Niederschläge für das Jahr 2004 können für das Testgebiet in Übereinstimmung mit der Feldkampagne überdurchschnittlich gute Wuchsbedingungen festgestellt werden. Die Ursache hierfür liegt im außergewöhnlich regenreichen Winter 2003/2004 sowie im Auftreten von Regenereignissen bis in den Juni hinein begründet (vgl. JRC (2004)). Diese gute Wasserversorgung bei durchschnittlichen Temperaturwerten führte zu günstigen Wuchsbedingungen, und somit zur erhöhten Produktion von Biomasse, welche sich auch in Form von höheren Bedeckungsgraden der Vegetation auswirkt. Weiterhin war die Vegetation während der Feldkampagne im Mai noch außergewöhnlich vital.

Das Jahr 2005 hingegen war von einer anhaltenden Trockenheit mit zu geringen Niederschlägen gekennzeichnet (JRC (2005a,b)). Nach einem bereits zu trockenen Winter 2004/05 war das Frühjahr 2005 von einem starken Rückgang der Niederschläge sowie von Temperaturwerten über dem langjährigen Mittel gekennzeichnet.

Die damit verbundene Reduzierung des Bodenwasserspeichers wurde durch einen starken Rückgang der ohnehin spärlichen Sommerniederschläge bei außergewöhnlich hohen Temperaturen zusätzlich verschlechtert. Dies führte auf der Iberischen Halbinsel zur schlimmsten Dürre der letzten 30 Jahre. Nach JRC (2005b) verzeichnete die klimatische Wasserbilanzierung das zweitschlechteste Jahr nach 1995, mit einem Wasserdefizit für ganz Andalusien von 160 mm gegenüber dem langjährigen Mittel.

Hiermit verbunden war ein hoher Rückgang an Biomasse in 2005, wie er auch in Abb. 7.25 an den höheren Anteilen an offenliegendem Boden in der HyMap-Szene vom Juli 2005 im Vergleich zu den August-Daten des Jahres 2004 erkennbar ist. Phänologisch bedingt liegt aber der Anteil an vitaler Vegetation im August 2004 unter dem des Dürrejahrs 2005.

Aus den dargestellten Ergebnissen wird ersichtlich, dass zur Bewertung des Vegetationszustandes die funktionale Aufteilung der Bedeckungsgrade nach PV und NPV zweckmäßig ist. Eine nähere Analyse ist aber nicht Gegenstand dieser Arbeit.

### **Einfluss von Bodenauflösung und BRDF-Effekten**

Im Folgenden sollen knapp die Einflüsse des Bildmaßstabs sowie allgemeiner BRDF-Effekte auf die Entmischungsgenauigkeit abgeschätzt werden. Hierzu werden die Entmischungsergebnisse im Überlappungsbereich von Flugstreifen auf ihre Konsistenz getestet, wobei zusätzlich die Flughöhe und Flugrichtung variieren. Anzumerken ist, dass die Datensätze im Zuge der Atmosphärenkorrektur bereits empirisch um BRDF-Effekte korrigiert wurden, und diese Effekte somit reduziert sind. Der Vergleich erfolgt auf Basis von homogenen Bereichen mit 200-400 Pixeln; ein auf einzelnen Pixeln basierender Vergleich ist auf Grund der räumlichen Heterogenität und einem mittleren Lagefehler um 1,5 Pixel wenig aussagekräftig.

Betreffend der EM-Ableitung mit SMACC ist bereits ein maßstabsabhängiger Effekt festzustellen. So werden für dasselbe Gebiet der 2003er-Überflüge bei 8m GSD weniger EM-Kandidaten detektiert als bei 5m GSD. Da die spektralen Charakteristika der detektierten EM übereinstimmen, und fehlende EM im Zuge der ersten Entmischungssiteration detektiert werden, ist für die untersuchten Beispiele keine Beeinträchtigung der vorgeschlagenen Herangehensweise festzustellen. Ob dies bei größeren GSD-Unterschieden auch weiterhin zutrifft, bleibt näher zu untersuchen.

Unter Verwendung der für jeden Bereich individuell abgeleiteten EM konnte eine mittlere Differenz der Entmischungsergebnisse beim Vergleich von 10 Datensätzen von 2003 und 2004 von  $\pm 4\%$  Abundanz absolut erzielt werden. Hierzu sei anzumerken, dass für ein Testgebiet eine Differenz von 15% Abundanz absolut vorlag, was aber im Fehlen eines passenden EMs begründet war. Da dieser Sachverhalt bereits im Gütemaß ersichtlich war, wurde diese Testfläche verworfen. Diese geringe Beeinflussung durch BRDF-Effekte von MESMA-Ansätzen unter Verwendung von szenenspezifischen EM ist auch in der Literatur dokumentiert (vgl. Lobell u. a. (2002)).

### **Abhängigkeit von den verwendeten EM**

Von Relevanz hinsichtlich der Entmischungsergebnisse ist die Verwendung passender EM, wie in Kap. 6.3.3 dargestellt. Werden ähnliche – aber nicht optimale – EM-Spektren zur Entmischung verwendet, so steigt der mittlere Fehler im Schnitt um rund 4% Abundanz absolut an. Zwar konnten für einzelne Bildbereiche im Zuge dieser Tests durchaus auch Verbesserungen in dieser Größenordnung beobachtet werden, doch traten auch vereinzelt Fehler von bis zu 20% Abundanz absolut auf. Diese Zunahme des Fehlers entspricht der Größenordnung der in Kap. 3.4.3 genannten Literaturwerte.

Da die perfekten EM für jedes Pixel nicht ermittelbar sind, ist keine direkte Berechnung des Anteils wie im Zuge der Szenensimulationen in Kap. 6.3 möglich. Der absolute Fehlerbereich in diesen Tests stimmt zwar mit der genannten Größenordnung für

reale Szenen überein. Unterschiedlich ist jedoch der *relative* Anteil am Gesamtfehler, welcher bei Simulationstests zumeist 40-60% des Gesamtfehlers ausmacht. Im Falle der stark durch das lokale Relief beeinflussten Szenen vom Cabo de Gata lässt sich die Unsicherheit der Ergebnisse durch die beschriebene Verwendung nicht optimaler EM-Spektren grob auf 20% des Gesamtfehlers abschätzen.

Dieses Ergebnis bedeutet aber nicht die gesunkene Relevanz der EM-Auswahl, sondern dass bei der Entmischung realer Szenen weitere Fehlerquellen hinzukommen, welche den *relativen* Anteil des EM-Fehlers reduzieren. Denn falls EM-Spektren verwendet werden, welche zwar typisch für die Klassen PV, NPV und Boden sind, nicht aber der benötigten EM-Ausprägung entsprechen, so ist mit mittleren Fehlern um 20% Abundanz absolut und mehr zu rechnen.

### Sensitivität der Methodik

Entsprechend der Simulationsergebnisse in Kap. 6.3.3 soll der Anteil der einzelnen Methoden innerhalb  $\mu$ MESMA sowie der Anteil externer Einflussgrößen auf die erzielbare Genauigkeit dargestellt werden. Da die einzelnen Faktoren für die realen HyMap-Szenen nicht isoliert betrachtet werden können, ist die in Abb. 7.26 dargestellte Abschätzung nur geeignet, um grob die *relative Bedeutung* aufzeigen zu können.

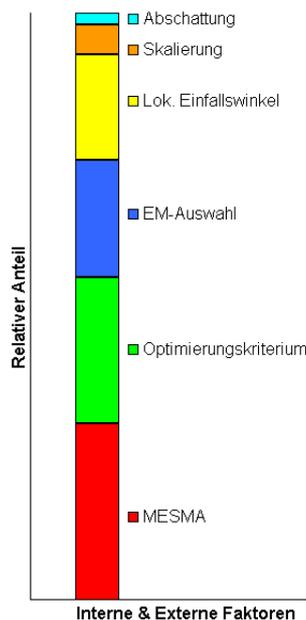


Abbildung 7.26: Einflussfaktoren auf das Entmischungsregebnis.

Wie auch für die Simulationen, stellt die Verwendung eines MESMA-Ansatzes im Vergleich zu einer herkömmlichen Entmischung die größte Verbesserung dar (rund 30% relative Bedeutung). Die Verwendung eines auf Residualanalyse basierenden

kombinierten Modellauswahlkriteriums trägt mit rund 25% etwas stärker als bei den Simulationen zu dem Ergebnis bei.

Weiterhin wichtig sind die empirische Korrektur der Abundanzwerte um den Einfluss des lokalen Einfallswinkels (20% für den gegebenen Untersuchungsraum, für flachere Szenen deutlich geringer), sowie die Auswahl der *exakt* passenden EM (ebenso 20%, deutlich höher bei falschen EM). Die nachträgliche Skalierung der Abundanzwerte auf eine Summe von 100% trägt zu etwa 5% zu dem Ergebnis bei, die Verwendung einer Schattenkomponente hingegen nur zu 2%. Dieser geringe Einfluss der Abschattung liegt sowohl in der Reduzierung terrainbedingter Beleuchtungsunterschiede im Zuge der Atmosphärenkorrektur begründet, als auch in der Verwendung von Bild-EM, welche bereits implizit Effekte der Bestandsabschattung enthalten.

Berücksichtigt man die erhöhte Unsicherheit der Ergebnisse durch den Einfluss von Sensor-GSD und Flugrichtung (i. e., unterschiedliche BRDF-Charakteristik), so würden diese Faktoren zusammen rund 10% Anteil am Gesamtfehler aufweisen (als externer Faktor nicht in Abb. 7.26 dargestellt).

## 7.4. Zusammenfassung und Fazit

Der Untersuchungsraum des Naturparks *Cabo de Gata - Níjar* kann als typisch für semi-aride Grasländer angesehen werden. Charakteristisch für das Gebiet ist ein entwickelter Matorral mit Sträuchern, Zwergsträuchern und Horstgräsern, welcher zumeist in Form von Espartal-Gesellschaften ausgeprägt ist. Wie auch für weitere naturnahe Gebiete des Mittelmeerraums ist auch hier das Horstgras *Stipa tenacissima* die dominierende Art. Auf ehemals agrarisch genutzten Flächen sowie gestörten Standorte tritt ein degradierter Matorral auf. Der oftmals erhöhte Anteil an offenliegendem Boden wird von Tomillar-Gesellschaften oder Kurzgräsern im Vergleich zum Espartal spärlicher bedeckt.

Wie bereits in Kap. 1.1 dargestellt wurde, spielt die Vegetationsbedeckung hinsichtlich des Schutzes vor Degradationsprozessen wie zum Beispiel Bodenerosion eine entscheidende Rolle. Auch für den betrachteten Raum ist die quantitative Erfassung des Bedeckungsgrads von hoher Relevanz, um Prozesse der Landdegradation näher zu untersuchen (siehe hierzu Annex D).

Die räumliche Variabilität des Mosaiks aus vegetationsbedeckten Flächen und offenliegenden Bodenbereichen liegt für den Untersuchungsraum im Bereich von 1 bis 4 Meter. Bei einer Sensor-GSD (und somit Pixelgröße) der vorliegenden HyMap-Daten von 4 bis 8 Metern kann dieses kleinräumige Mosaik folglich nur durch Subpixel-Ansätze charakterisiert werden. Zusätzlich ist ein unscharfer Klassifikator notwendig, da innerhalb eines Pixels in den überwiegenden Fällen mehrere Klassen in verschiedenen Anteilen auftreten. Die spektrale Entmischung ermöglicht hierbei die *Quantifizierung* der einzelnen Subpixel-Bestandteile, und ist somit zur Charakterisierung des Naturraums geeignet.

Für die Ableitung von Bodenbedeckungsgraden durch spektrale Entmischung der HyMap-Szenen von 'Cabo de Gata' lassen sich die Ergebnisse unter den folgenden Punkten zusammenfassen:

- Die Ergebnisse der Validierung am konkreten Beispiel sind konsistent zu den Ergebnissen der Verifikation (Kap. 6). So lag der mittlere Fehler für Simulationsszenarios basierend auf Feldspektren des Testgebiets um 8,6% Abundanz absolut, der mittlere Fehler für die HyMap-Szenen des Cabo de Gata nach allen Korrekturen bei 9,3%.
- Ohne weitere Korrekturen kann der mittlere Fehler der  $\mu$ MESMA-Methodik mit 11,6% Abundanz absolut beziffert werden, wobei Einzelfehler von maximal 20% Abundanz absolut auftreten können. Weiterhin ist der Zusammenhang zwischen Feldmessungen und Entmischungsergebnissen signifikant ( $p < 0,005$ ) mit Korrelationskoeffizienten zwischen 0,76 und 0,86 ( $R^2$ -Werte).
- Die Verbesserung gegenüber einer herkömmlichen MESMA-Entmischung wird bei realen Datensätzen stärker deutlich, da ohne Verwendung einer Residualanalyse der mittlere Fehler mit 15,1% Abundanz absolut um 30% höher lag. Durch das kombinierte Modellauswahlkriterium von  $\mu$ MESMA wird die Auswahl eines geeigneten EM-Modell optimiert, auch wenn ein unvollständiges oder fehlerhaftes EM-Set vorliegt, oder die Messung durch zusätzliche Störeinflüsse beeinflusst ist. Dies ist für die vorliegenden HyMap-Datensätze relevant, da die spektrale Variabilität innerhalb der einzelnen thematischen Klassen zu groß ist, um durch EM exakt abgebildet zu werden. Ebenso sind diese Daten durch lokale Abschattung, nicht vollständig korrigierte Terrain- und Atmosphäreneffekte sowie durch Resamplingeffekte stärker beeinflusst.
- Der Vergleich zu den publizierten Ergebnissen weiterer MEMSA-Ansätze bei vergleichbarer Themenstellung (vgl. Kap. 3.4.3) zeigt, dass die erzielte Genauigkeit der automatisierten  $\mu$ MESMA-Methodik im selben Wertebereich liegt oder nur geringfügig schlechter ist.
- Eine herkömmliche manuelle Entmischung weist für die vorliegende Datengrundlage einen deutlich höheren Fehler von 14,5% Abundanz absolut auf, da die Einbeziehung der spektralen Variabilität nur auf Kosten einer schlechten Konditionierung des Mischungsmodells geschehen kann. Erfolgt hingegen eine regionalisierte manuelle Entmischung, so liegt der mittlere Fehler mit 11,7% Abundanz absolut gleichauf mit den Ergebnissen der  $\mu$ MESMA-Methodik.
- Die Konsistenz der  $\mu$ MESMA-Entmischungsergebnisse bei veränderter Flugrichtung und Höhe, und somit indirekt die Abhängigkeit von BRDF-Effekten, liegt mit einer mittleren Abweichung von  $\pm 4\%$  Abundanz absolut (für identische Bereiche in zwei Flugstreifen) innerhalb der zu erwartenden Genauigkeit der Methodik. Dieser geringe Einfluss von BRDF- und Maßstabeffekten ist hauptsächlich durch die implizite Modellierung durch Szenen-EM sowie durch die ohnehin hohe spektrale Variabilität semi-arider Räume bedingt.

Betrachtet man die einzelnen Submethoden von  $\mu$ MESMA, so lassen sich folgende Aussagen treffen:

- Mit dem vorgestellten mehrstufigen Verfahren zur *EM-Detektion* lassen sich auch für die HyMap-Szenen die für eine erfolgreiche Entmischung notwendigen EM detektieren. Hierbei wird die Notwendigkeit der Vormaskierung für SMACC bei realen Szenen mit gesättigten Pixeln und nicht-relevanten Landbedeckungsklassen deutlich. Zusätzlich ist die Auswahl weiterer EM im Zuge der ersten Entmischungsiteration empfehlenswert, auch wenn der Anteil an fehlerhaften EM-Spektren ansteigt. Dies verdeutlicht weiterhin den bedarf einer manuellen Kontrolle der detektierten EM. Da die Modellierungsfehler der nachfolgenden MESMA-Entmischungen für die untersuchten Szenen zumeist räumlich homogen ist, kann weiterhin von einem vollständigen EM-Set ausgegangen werden.
- Für den stark reliefierten Untersuchungsraum zeigte sich die Relevanz des *Einflusses von Verdeckungseffekten*, bedingt durch flache lokale Einfallswinkel. So zeigt sich als systematischer Trend in den Ergebnissen eine generelle Unterschätzung des Anteils offenliegenden Bodens, was im konkreten Fall eine Überschätzung der NPV-Komponente sowie – in geringem Maße – der PV-Komponente bewirkt.
- Die *Korrektur des lokalen Einfallswinkels* wirkt diesem Trend entgegen, und weist im Mittel mit einem Fehler von 9,3% Abundanz absolut die höchste Übereinstimmung mit den Feldmessungen auf. Durch diesen pixelspezifischen empirischen Korrekturfaktor, welcher aus dem lokalen Blickwinkel des Sensors (Zenitwinkel), der Hangneigung sowie der mittleren Vegetationshöhe und -fläche berechnet wird, lies sich der mittlere Entmischungsfehler somit um 2% Abundanz absolut reduzieren.
- Die *Einbeziehung einer Schattenkomponente* in das Mischungsmodell führt für die terrainkorrigierten HyMap-Daten zu schlechteren Ergebnissen, da hierdurch nur die mathematische Optimierung der Lösung erreicht wurde (vgl. auch Kap. 3.3). Hingegen war bei Verwendung einer simulierten Abschattung der Boden-EM eine Verbesserung der ermittelten Boden-Abundanzwerte um rund 2% Abundanz absolut zu verzeichnen; die Ergebnisse der beiden Vegetationsklassen hingegen verschlechterten sich geringfügig bei diesem Vorgehen.
- Die standardmäßige Glättung der Spektren innerhalb  $\mu$ MESMA erwies sich als sinnvolle *Vorprozessierung*. Die Verwendung einer spektralen Normierung oder die Entmischung auf Basis von Derivaten brachte für diesen Anwendungsfall keine Verbesserung. Diese beiden Ansätze zur Reduzierung respektive Eliminierung des Einflusses der Gesamtalbedo im Entmischungsprozess führten einerseits zu einer geringeren EM-Variabilität, andererseits wurde die spektrale Trennbarkeit der Klassen deutlich reduziert.
- Betrachtet man die *Einflüsse der verschiedenen Submodule* innerhalb  $\mu$ MESMA, so lassen sich durch den MESMA-Ansatz sowie durch das kombinierte Modellauswahlkriterium unter Verwendung der Residualanalyse die größten Verbesse-

rungen erzielen. Die Auswahl der exakten EM sowie die Korrektur des lokalen Einfallswinkels sind aber weiterhin von hoher Relevanz. Interessanterweise spielt die Verwendung einer Schattenkomponente im konkreten Anwendungsfall eine untergeordnete Rolle, was zu einem Teil durch die vorherige Korrektur um Terraineffekte und die implizite Einbeziehung von Bestandsabschattungseffekten in die Bild-EM erklärt werden kann.

- Die Verwendung der *iterativen EM-Auswahl* bei allen drei Entmischungsiterationen erzielte mit einem mittleren Fehler von 13,0% Abundanz absolut zufriedenstellende Ergebnisse, wobei höhere Einzelfehler als bei 'Brute-Force' Methode auftraten. Die Verwendung ausschließlich in der ersten Entmischungsiteration hingegen wirkt sich nicht negativ auf die Ergebnisse aus.
- Die *Bedeutung des Gütemaßes* wird am konkreten Beispiel deutlich, da hierdurch Bereiche mit potentiell höherer Unsicherheit explizit ausgewiesen werden. Diskrepanzen zwischen Feldmessungen und Entmischungsergebnissen werden besser interpretierbar, und problematische Bildbereiche ersichtlich. Auch zeigt die Korrektur des lokalen Einfallswinkels zwar im Mittel gute Ergebnisse, doch kann es auf Grund der empirischen Annahmen potentiell zu größeren Fehlern für bestimmte Pixel kommen. Ob und wie stark eine Korrektur für einen bestimmten Bereich durchgeführt wurde, ist durch das Gütemaß transparent und für den Nutzer verfügbar.
- Die Integration von *Information aus der räumlichen Nachbarschaft* erhöht die Robustheit des Ansatzes gegenüber falsch gewählten EM-Modellen, da hiermit der wahrscheinlichste Boden-EM bestimmt und getestet werden kann. Auch ist dies bei Verwendung von  $\mu$ MESMA als Klassifikator von Bedeutung, da durch diese weitere Iteration eine Nachbearbeitung der Klassifikationsergebnisse durch morphologische Operatoren (wie z. B. 'majority'-Filterung) entfallen kann.

# 8. Diskussion und Ausblick

## Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde eine Methodik zur verbesserten und weitgehend automatisierten Ableitung von Bodenbedeckungsgraden in semi-ariden Naturräumen vorgestellt.

Die kleinräumige Heterogenität der betrachteten semi-ariden Grasländer liegt unterhalb dem geometrischen Auflösungsvermögen fernerkundlicher Sensoren, was die Verwendung der linearen spektralen Entmischung als Subpixel-Klassifikator nötig macht. Die Verwendung von Hyperspektraldaten bietet die Möglichkeit, Absorptionsbanden und Formparameter des erfassten Spektrums zu identifizieren und zu parametrisieren und somit Informationen über die bio- und geophysikalischen Eigenschaften der erfassten Oberflächen zu gewinnen. Herkömmliche spektrale Entmischungsansätze lassen jedoch die spektrale Information spektroskopischer Daten weitgehend außer Acht, da die Messwerte unabhängig von ihrer spektralen Lage Verwendung finden.

Der in dieser Arbeit vorgestellte Ansatz erweitert erstmals spektrale Entmischungsansätze um Methoden der spektralen Identifikation, um hierdurch eine robuste und automatisierte Ableitung der Bodenbedeckungsgrade zu ermöglichen.

Im Einzelnen ergaben sich die folgenden Problemfelder und Lösungsansätze:

- Das spektrale Verhalten der relevanten Klassen PV, NPV und Boden ist hochgradig variabel. Eine sichere Trennung dieser spektral ähnlichen Klassen kann durch die wissenschaftlich fundierte Identifikation und Parametrisierung diagnostischer spektraler Merkmale erfolgen, welche an bio- und geophysikalische Materialeigenschaften gekoppelt sind.
- Eine automatisierte Ableitung der benötigten reinen EM-Spektren aus den Bilddaten erfordert ein zweistufiges Verfahren, basierend auf angepasstem SMACC-Verfahren und auf der Analyse einer ersten Entmischungsiteration.
- Die nachfolgende Klassifikation der EM in die relevanten Klassen ist auf Basis spektraler Merkmale mit hoher Genauigkeit ohne manuelle Interaktion möglich, doch limitiert der verbleibende Restfehler den gesamten Entmischungsprozess.
- Die explizite Einbeziehung der spektralen Variabilität der funktionalen Klassen PV, NPV und Boden wird durch die Verwendung eines MESMA-Ansatzes ermöglicht.
- Eine numerisch stabile Lösung des überbestimmten und oftmals schlecht konditionierten linearen Mischungsmodells kann durch Auswahl geeigneter Algorithmen wie z. B. Bounded-Variables Least-Squares (BVLS) sowie durch Ausschluss kritischer EM-Modelle erreicht werden.

- Die Einbeziehung von thematischer Information in den Entmischungsprozess (i. e., eine Aussage zur Über- respektive Unterschätzung einer Klasse) kann über die Analyse von spektralen Merkmalen im Residualterm erreicht werden. Die konkrete Umsetzung erfolgt in Form eines kombinierten Optimierungskriteriums der Entmischung, in welches zusätzlich der bandweise gewichtete Modell-RMS-Fehler und die Einhaltung von Rahmenbedingungen eingehen.
- Die Auswahl des am besten geeigneten EM-Modells auf Basis dieses neu entwickelten Verfahrens ist robuster gegenüber unvollständigen und fehlerhaften EM-Modellen als die herkömmliche Verwendung des Modell-RMS-Fehlers.
- Ebenso trägt die Einbeziehung von Information aus der räumlichen Nachbarschaft in den Entmischungsprozess zur Robustheit des Ansatzes bei.
- Eine Reduzierung der Rechenzeit kann durch einen iterativen Vorschlag von EM-Modellen an Stelle der konventionellen 'Brute Force'-Entmischung erreicht werden.
- Für stark reliefierte Gebiete ermöglicht eine nachträgliche empirische Korrektur der Entmischungsergebnisse um Verdeckungseffekte eine weitere Verbesserung der Genauigkeit.
- Eine Angabe der pixelweisen Entmischungsgüte ist auf Basis einer Kombination aus dem Mischungsmodell selbst, durch den Vergleich zu empirischen Regressionsmodellen sowie durch Berücksichtigung des lokalen Einfallswinkels möglich.
- Die Verifikation der einzelnen Module sowie der gesamten Methodik erfordert die Entwicklung einer Simulationsumgebung, wobei auch die mittlere Genauigkeit unter verschiedenen Szenarien ermittelt werden kann.

Die Ergebnisse der Verifikation, welche auf einer breiten Datenbasis an Feldspektren verschiedener semi-arider Naturräume und phänologischer Zeitpunkte basieren, konnten im Zuge der Validierung für den konkreten Anwendungsfall 'Cabo de Gata' bestätigt werden.

So kann der mittlere Entmischungsfehler der automatisierten Methodik mit rund 10% Abundanz absolut angegeben werden, der Zusammenhang zwischen Feldmessungen und Entmischungsergebnissen ist signifikant ( $p < 0,005$ ) mit Korrelationskoeffizienten zwischen 0,76 und 0,86 ( $R^2$ -Werte). Im Vergleich zu publizierten Ergebnissen manueller MESMA-Ansätze bei vergleichbarer Themenstellung liegt die Genauigkeit der automatisierten  $\mu$ MESMA-Methodik im selben Wertebereich oder ist nur geringfügig schlechter.

### **Nähere Betrachtung und Diskussion der Ergebnisse**

Für die spektrale Entmischung empfiehlt sich der Einsatz von bildspezifischen EM, welche die spektralen Charakteristika der Vegetation auf Bestandsebene (i. e., phänologischer Zustand und Vitalität, Prozesse der Abschattung und Mehrfachstreuung innerhalb des Bestands) repräsentieren. Wie bei allen auf Trainingsdaten basierenden Klassifikationsverfahren bestimmt die Vollständigkeit und Korrektheit der EM die erzielbare Genauigkeit.

Hierzu leistet das **mehrstufige Verfahren zur EM-Ableitung** innerhalb  $\mu$ MESMA einen wesentlichen Beitrag. Das SMACC-Verfahren mit Vormaskierung detektiert in Simulationen zwar rund 70% aller PV- und NPV-EM, aber nur 40% aller Boden-EM. Die Ableitung weiterer EM im Zuge einer ersten Entmischungssiteration verbesserte die Detektionsrate auf deutlich über 70% für alle Klassen, aber auch der Anteil an vorgeschlagenen fehlerhaften EM stieg an (Kap. 6.2.1).

Ein wesentliches Problemfeld hinsichtlich der vollständigen Automatisierung stellt die Klassifikation der vorgeschlagenen EM sowie die Rückweisung fehlerhafter Spektren dar, da das Auftreten von Mischspektren als EM das Entmischungsergebnis stark verschlechtert. So waren für die HyMap-Szenen knapp über 50% der detektierten EM für die weitere Entmischung entweder nicht von Interesse (i. e., Spektren weiterer Materialklassen), oder nicht geeignet (i. e., Mischspektren oder Spektren von Störpixeln) (Kap. 7.3.1).

Für die Einordnung der gefundenen EM-Spektren wird ein weitgehend *schwellewertfreier Klassifikator* verwendet, welcher auf den spektralen Merkmalen der relevanten Klassen PV, NPV und Boden basiert. Durch die Kombination von optionalen und diagnostischen Merkmalen kann sowohl die korrekte Einordnung von Bodenspektren ohne Absorptionsbanden erfolgen als auch die hohe spektrale Variabilität der beiden Vegetationsklassen PV und NPV berücksichtigt werden. Auch wenn der Anteil der hierdurch korrekt klassifizierten EM über 90% beträgt, so tritt bei typischerweise 9-25 EM pro Teilszene zu häufig ein fehlerhafter EM auf. Hieraus wird ersichtlich, dass eine manuelle Überprüfung der vorgeschlagenen EM-Spektren weiterhin empfehlenswert ist (Kap. 6.2.2, Kap. 7.3.1). Im Anschluss an die Klassifikation werden auf Basis von Datentests nicht geeignete EM verworfen. Hierzu zählen insbesondere EM, welche die Trennung der Klassen deutlich verschlechtern oder innerhalb der Klasse als redundant anzusehen sind (Kap. 6.2.1).

Der **Vergleich zwischen automatisierter  $\mu$ MESMA-Methodik und manueller herkömmlicher Entmischung** zeigt sowohl für die simulierten Daten als auch für die HyMap-Daten eine deutlich höhere Genauigkeit des MESMA-Ansatzes, da nur bei letzterer Methodik die spektrale Variabilität berücksichtigt werden kann, ohne die numerische Lösbarkeit durch lineare Abhängigkeiten in der EM-Matrix (i. e., schlechte Konditionierung) zu beeinträchtigen.

Dies liegt darin begründet, dass die spektrale Variabilität der relevanten Klassen nur auf Kosten der Konditionierung mit einbezogen werden kann (Kap. 6.2.3). Im konkreten Fall führt einerseits die Verwendung einer hohen EM-Anzahl bei der herkömmlichen Entmischung zu numerischen Problemen und einer hohen Unzuverlässigkeit der Ergebnisse, bei der Verwendung einer geringen EM-Anzahl hingegen lassen sich Bereiche im Bild auf Grund fehlender EM nicht spektral modellieren.

Die mittleren Fehler von MESMA und manueller Entmischung waren erst vergleichbar, wenn diese nicht modellierbaren Bereiche ausgeblendet wurden (Kap. 7.3.2). Die Ermittlung einer numerisch stabilen Lösung im Zuge der MESMA-Entmischung wird zusätzlich durch die Verwendung des robusten BVLS-Algorithmus und durch den Ausschluss von schlecht konditionierten EM-Modellen sichergestellt.

Für die **Verifikation der gesamten  $\mu$ MESMA-Methodik** auf Basis einer Simulationsskette lag der mittlere Fehler je nach Klasse und Simulationsszenario zwischen 5 und 10% Abundanz absolut, wobei über die Hälfte der Simulationsmodelle mit einem Fehler unter 3% Abundanz absolut entmischt werden konnten (u. a. Tab. 6.12, Tab. 6.14). Die Korrelationskoeffizienten zwischen Referenz und Entmischungsergebnis lagen hierbei zwischen 0,65 und 0,85 ( $R^2$  – Werte, signifikant auf  $p < 0,0005$ ).

Der Anteil der durch  $\mu$ MESMA detektierten EM am mittleren Fehler, welcher im Zuge dieser Simulationen bestimmbar ist, beträgt dabei zwischen 60 und 80% des Gesamtfehlers. Dies ist wenig verwunderlich, da fehlende oder falsche EM bei der Entmischung zu hohen Abundanzfehlern führen können, wie es sich in Einzelfehlern um bis zu 60% Abundanz absolut zeigt. Durch diesen Sachverhalt ist auch die Zunahme des Abundanzfehlers mit steigendem Anteil des Materials im Pixel zu erklären, welcher mit einer systematischen Über- respektive Unterschätzung der betroffenen Klasse einhergeht (Kap. 6.3.2). Hinsichtlich der klassenweisen Entmischungsfehler ist keine eindeutige Aussage zu treffen, da diese stark von der mittleren spektralen Ähnlichkeit zwischen den Klassen abhängig ist und je nach verwendeter Datenbasis variiert.

Die **Übertragung auf die HyMap-Daten von 'Cabo de Gata'** zeigte auf Grund der höheren spektralen Variabilität und Komplexität der Szene einen mittleren Fehler von 11,6% Abundanz absolut (Kap. 7.3.2, Tab. 7.1). Der Fehler war hierbei für PV mit 7,2% Abundanz absolut geringer als für NPV (14,3%) und Boden (13,4%). Weiterhin ging der Anteil an Modellen mit geringen Entmischungsfehlern deutlich zurück. Der Zusammenhang zwischen Feldmessungen und Entmischungsergebnissen war auch hierbei signifikant ( $p < 0,005$ ) mit Korrelationskoeffizienten zwischen 0,76 und 0,86 ( $R^2$ -Werte).

Eine nähere Analyse der Entmischungsergebnisse zeigte eine systematische Unterschätzung der Bodenabundanzen bei gleichzeitiger Überschätzung des NPV-Anteils auf (Kap. 7.3.3). Die Ursache hierfür sind Verdeckungseffekte bei ungünstigen lokalen Einfallswinkeln, welche auf Grund ihrer Relevanz gesondert diskutiert werden. Nach der Korrektur dieses Effekts verblieb eine schwache systematische Unterschätzung des PV-Anteils sowie eine Verbesserung der mittleren Genauigkeit auf 9,3% Abundanz absolut.

Somit kann als Fazit bei der automatisierten  $\mu$ MESMA-Methodik von einem mittleren Entmischungsfehler von rund 10% Abundanz absolut ausgegangen werden, wobei Einzelfehler um 20% im Falle fehlender oder fehlerhafter EM durchaus auftreten können. Diese erzielte mittlere Genauigkeit entspricht den publizierten Fehlerangaben zur manuellen Erfassung im Feld. Sie liegt ferner im selben Wertebereich oder nur geringfügig höher als die Ergebnisse publizierter manueller MESMA-Ansätze mit vergleichbarer Themenstellung.

Eine wesentliche Verbesserung stellt beim  $\mu$ MESMA-Verfahren die beschriebene **Einbeziehung von thematischer Information in den Entmischungsprozess** dar. Bei konventionellen MESMA-Ansätzen erfolgt die Auswahl des letztendlich verwendeten EM-Modells auf Basis des Modellierungs-RMS-Fehlers, welcher stark von der Gesamtabbedo der EM-Spektren und des gemessenen Signals abhängt. Die Verwendung eines EMs, welcher den spektralen Eigenschaften des Pixels am besten entspricht, ist nicht garantiert, da schmale Absorptionsbanden im Zuge dieser Optimierung nur sehr schwach gewichtet werden.

Um das am besten geeignete EM-Modell auszuwählen, wird im  $\mu$ MESMA-Ansatz zusätzlich zum Modell-RMS-Fehler das Auftreten von spektralen Merkmalen im Residuum betrachtet (Kap. 5.3.2 ff.). Hierzu wird eine wissensbasierte Identifikation und Parametrisierung des Residualspektrums eingesetzt. Diese Parametrisierung relevanter Absorptionsbanden im Reflexionsspektrum wie auch im Residuum kann durch schmalbandige Indices realisiert werden, auch wenn zumeist Mischspektren auftreten. Hierzu werden unbeeinflusste Wellenlängenbereiche auf beiden Seiten von Absorptionsbanden sowie Bereiche um das Absorptionsmaximum verwendet.

Für die Aufgabenstellung sind insbesondere die diagnostischen Absorptionsmerkmale von Chlorophyll, Holozellulose und Tonmineralen von Bedeutung. Innerhalb des  $\mu$ MESMA-Ansatzes werden noch weitere spektrale Merkmale verwendet, und auch die Anpassung an die spektralen Charakteristika weiterer Klassen ist prinzipiell möglich.

Die bei der Methodenverifikation sich abzeichnende höhere Robustheit des kombinierten Auswahlkriteriums gegenüber dem Modellierungs-RMS-Fehler bestätigte sich bei der Validierung auf den HyMap-Szenen von Cabo de Gata. Betrug für die simulierten Datensätze die Verbesserung des mittleren Fehlers rund 1% Abundanz absolut bei gleichzeitiger deutlicher Reduzierung von Modellen mit hohen Fehlern, so konnte für Cabo de Gata eine Verbesserung der mittleren Genauigkeit von mehr als 3% Abundanz absolut festgestellt werden (Kap. 6.3.1, Kap. 7.3.2).

Ein zusätzlicher Anhaltspunkt, ob das verwendete EM-Modell das sinnvollste darstellt, kann durch die **Betrachtung der räumlichen Nachbarschaft** gewonnen werden (Kap. 5.4.6). Denn während die Vegetationsart von Pixel zu Pixel variieren kann, sollte der Bodentyp nur selten im Maßstabbereich von 5 bis 10 Metern wechseln.

Folglich kann in einer weiteren Entmischungssiteration getestet werden, ob bei Verwendung des innerhalb einer definierten Nachbarschaft dominanten Boden-EMs das Mischungsmodell nur unwesentlich verschlechtert wird. In diesem Fall ist die Verwendung eines Modells mit geringfügig höherem Residualfehler plausibel; falls der Fehler aber signifikant höher liegt, ist von einem Wechsel des Bodentyps auszugehen. In der Praxis zeigt sich durch dieses Verfahren eine plausiblere Kartierung der Boden-EM, wenn ein signifikanter Bodenanteil in der definierten Nachbarschaft auftritt (Kap. 7.3.3).

Die **iterative EM-Auswahl** auf Basis der Residualanalyse kann die Rechenzeit um den Faktor 7 reduzieren, die Genauigkeit der Ergebnisse liegt aber unter denen des 'Brute-Force'-Ansatzes (ein um 1,4% Abundanz absolut erhöhter Fehler für Cabo de Gata, aber bis zu 8% Abundanz absolut bei Simulationsszenarien) (Kap. 6.2.3, Kap. 7.3.2). Eine Ursache hierfür ist darin zu sehen, dass oftmals nur *gut geeignete* an Stelle der am besten passenden EM-Modelle verwendet werden, und dies sich auf Grund der mäßigen Konditionierung verstärkt in höheren Abundanzfehlern auswirkt. Somit eignet sich die iterative EM-Auswahl für eine schnelle Entmischung, wie sie zur EM-Ermittlung in der ersten Entmischungsiteration eingesetzt wird; für akkurate Ergebnisse in der zweiten und dritten Entmischungsiteration ist aber die zeitaufwändige Berechnung aller Kombinationen ('Brute-Force'-Ansatz) empfehlenswert.

Der **lokale Einfallswinkel** stellte sich als ein wichtiger, die Genauigkeit der berechneten Bedeckungsgrade beeinflussender Faktor heraus (vgl. Kap. 3.3, Kap. 7.3.3). Denn bei reliefiertem Gelände kann durch Verdeckung ('Kulisseneffekt') der Bodenanteil innerhalb eines Pixels um bis zu 60% unterschätzt werden. Die nachträgliche Korrektur ist in der Praxis bei homogener Zusammensetzung der Vegetation erfolgreich. Wie für den Untersuchungsraum gezeigt, kann der mittlere Entmischungsfehler hierdurch um mehr als 2% Abundanz absolut auf nunmehr 9,3% reduziert werden. Falls die zu Grunde liegenden Parameter (Vegetationshöhe, Abstand der Pflanzen, Transmission des Bestandes) zu stark variieren, muss als potentielle Erweiterung des Ansatzes eine klassenweise Korrektur erfolgen, welche eine gute Vorklassifikation in verschiedene Struktureinheiten (Höhe und Dichte der Bestände) erfordert. In jedem Fall liefert die Information des lokalen Einfallswinkels einen wichtigen Bestandteil hinsichtlich der pixelweisen Bewertung der Zuverlässigkeit der Entmischungsergebnisse.

**Weitere die Entmischungsgüte beeinflussende Faktoren** sind – nach Relevanz geordnet – die Komplexität der Mischung im Pixel (Anzahl der Materialien) und die spektrale Heterogenität innerhalb derselben sowie zwischen verschiedenen EM-Klassen. Durch die Terrain- und empirische BRDF-Korrektur der Daten sowie durch die Verwendung von Szenen-EM spielen relief- und bestandsbedingte Abschattungseffekte und BRDF-Effekte nur eine geringe Rolle. Die Aufnahme einer Schattenkomponente in das EM-Modell führte zu einer rein mathematischen Optimierung des Mischungsmodells und somit meist zu höheren Abundanzfehlern, die simulierte abgestufte Abschattung des Bodens erzielte eine geringfügige Verbesserung der Genauigkeit. Skaleneffekte durch eine zwischen 4 und 7 Metern variierende GSD waren für die untersuchten Datensätze kaum zu beobachten. Ebenso spielt für die untersuchten Szenarien das Sensor-SNR auf Grund der in  $\mu$ MESMA integrierten spektralen Filterung eine geringe Rolle.

Ein weiterer Bestandteil der vorgestellten Methodik ist eine **automatisierte Bewertung der Zuverlässigkeit der Ergebnisse** (Kap. 6.2.4). Die Basis dieses pixelweisen Gütemaßes stellt das Modellauswahlkriterium dar, welches sich aus Residualanalyse und Modellierungs-RMS-Fehler zusammensetzt und in den spektralen Simulationen gut mit dem Abundanzfehler korreliert ( $R^2$  um 0,7). Davon unabhängig werden die

durch MESMA-Entmischung berechneten Abundanzen mit den durch empirische Regressionsmodelle ermittelten verglichen, wobei eine große Abweichung zwischen den Verfahren als Indiz für ein möglicherweise falsches Ergebnis (i. e., im Falle einer guten Mischungsmodellierung trotz falscher EM) dienen kann. Weitere Bestandteile des Gütemaßes sind der angesprochene lokale Einfallswinkel am Pixel sowie die Einbeziehung der Gütemaße der L2-Eingangsdaten.

Eine **Automatisierung der Methodik** ist gegeben, da alle benötigten Informationen aus dem Bild selbst (EM-Spektren) oder den im Zuge der Prozessierung erzeugten Zusatzdaten (Scanwinkel-File, DEM, L2-QualityFlags) ermittelt werden können. Weiterhin wird ein im Zuge von Szenensimulationen empirisch optimierter Parametersatz verwendet. Zur generell problematischen EM-Ableitung sind zwei vollautomatisierte Ansätze integriert. Sowohl SMACC als auch die Detektion von EM auf Basis einer ersten Entmischungsiteration liefern allein nur mäßige Ergebnisse, doch in der Kombination sind gute Ergebnisse zu erzielen. Wie erwähnt, lässt sich die Klassifikation der EM-Spektren zwar weitgehend automatisieren, eine manuelle Kontrolle und gegebenenfalls manuelle Zurückweisung einzelner EM ist aber zur Sicherstellung von guten Ergebnissen empfehlenswert.

Die eigentliche MESMA-Entmischung innerhalb der vorgestellten Methodik ist vollautomatisch. Die erzielte Genauigkeit liegt für die untersuchten Testflächen und Simulationen über der einer herkömmlichen manuellen Entmischung und in der Größenordnung der im Feld erzielbaren Messgenauigkeit. Weiterhin liegen die mittleren Fehler von  $\mu$ MESMA im selben Wertebereich oder nur geringfügig höher als die Ergebnisse publizierter manueller MESMA-Ansätze mit vergleichbarer Themenstellung. Durch eine manuelle Interaktion innerhalb der  $\mu$ MESMA-Methodik (insbesondere hinsichtlich der Ableitung und Auswahl der EM) sind weitere Verbesserungen hinsichtlich des Einsatzes als 'harter' Klassifikator sowie zur Modellierung weiterer Klassen erreichbar.

## Ausblick

Die Bedeutung von automatisierten thematischen Prozessoren wie  $\mu$ MESMA zur Ableitung von Bodenbedeckungsgraden oder CRASH (Dorigo (2007)) zur Ableitung von Vegetationsparametern für landwirtschaftliche Nutzflächen steigt mit der Verfügbarkeit von großflächigen hyperspektralen Datensätzen, wie sie ab 2011 durch die deutsche EnMAP-Mission bereitgestellt werden können. Auch werden bei der operativen Ableitung von bio- und geophysikalischen Parametern erhöhte Ansprüche an die Standardisierung und Validierung der Produkte gestellt, was mit dem vorgestellten Gütemaß dokumentiert werden kann.

Als weiteres potentielles Einsatzgebiet der vorgestellten Methodik ist die quantitative Erfassung von Ernterückständen als Erosionsschutz im Zuge des ökologischen Landbaus (vgl. Bannari u. a. (2006)) zu nennen, da die spektralen Charakteristika der

Materialklassen offenliegender Boden, Ernterückstände als nicht-photosynthetisch aktive Vegetation und grüne Vegetation mit geringer Anpassung der in  $\mu$ MESMA verwendeten Parametrisierung zu erfassen sind.

Zur Reduzierung der Rechenzeit im operationellen Einsatz stellt die Parallelisierung (vgl. Plaza u. a. (2006)) eine aussichtsreiche Option dar, da die verteilte Berechnung von Subszenen durch ein PC-Cluster für  $\mu$ MESMA umsetzbar ist.

Ebenso birgt die Erweiterung von  $\mu$ MESMA um eine *segmentbasierte* Entmischung ein großes Potential, da hierdurch die optimale Entmischung der verschiedenen Landnutzungstypen (agrарische Flächen, naturnahe Flächen) erreicht werden kann (vgl. García-Haro u. a. (2005)). Erste Ansätze hierzu sind in dem maskenbasierten Einsatz von SMACC zur EM-Ableitung bereits integriert, doch besteht ein weiterer Forschungs- und Entwicklungsbedarf hinsichtlich eines optimierten Einsatzes.

Einen weiteren sinnvollen Schritt stellt die explizite Integration von nicht-linearen Streuungsprozessen in das Mischungsmodell dar, welche durch die Kopplung von Strahlungstransfermodellen mit Entmischungsansätzen erreicht werden kann (vgl. Gilabert u. a. (2000); White u. a. (2002)). Inwieweit dies aber automatisierbar ist, bleibt näher zu untersuchen.

# Literaturverzeichnis

- [Adams und Smith 1986] ADAMS, J.B. ; SMITH, M.O.: Spectral Mixture Modeling: A New Analysis of Rock and Soil Types at the Viking Lander 1 Site. In: *Journal of Geophysical Research* 91 (1986), Nr. B8, S. 8098–8112
- [Adams und Smith 1996] ADAMS, J.B. ; SMITH, M.O.: Changes in Vegetated Landscapes: A Process-Model Approach to Multispectral Remote Sensing. In: *The Use of Remote Sensing for Land Degradation and Desertification Monitoring in the Mediterranean Basin. State of the Art and Future Research. Proceedings of an Expert Workshop Valencia, Spain, 13-15 June 1994*. 1996. – EUR 16732
- [Adler-Golden u. a. 2001] ADLER-GOLDEN, S.M. ; LEVINE, R.Y. ; MATTHEW, M.W ; RICHTSMEIER, S.C. ; BERNSTEIN, L.S. ; GRUNINGER, J.H. ; FELDE, G.W. ; HOKE, M.L. ; ANDERSON, G.P. ; RATKOWSKI, A.: Shadow-Insensitive Material Detection / Classification with Atmospherically Corrected Hyperspectral Imagery. In: *Proceedings of SPIE - Algorithms for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery VII*. Bd. 4381, 2001, S. 460–469
- [Aguilar u. a. 1990] AGUILAR, J. ; FERNÁNDEZ, J. ; RODRÍGUEZ, T. ; SÁNCHEZ, J. A. ; FERNÁNDEZ, E.: Proyecto Lucdeme. Mapa de Suelos Escala 1:100.000. El Cabo de Gata - 1059 y El Pozo de los Frailes - 1060 / Ministerio de Agricultura, Pesca Y Alimentación and ICONA and Universidad de Granada. 1990.
- [Aguilar u. a. 1989] AGUILAR, J. ; FERNÁNDEZ, J. ; SÁNCHEZ, J. A. ; DE HARO, S. ; FERNÁNDEZ, E.: Proyecto Lucdeme. Mapa de Suelos Escala 1:100.000. Carboneras-1046 / Ministerio de Agricultura, Pesca Y Alimentación and ICONA and Universidad de Granada. 1989.
- [Analytical Spectral Devices Inc. 1999] Analytical Spectral Devices Inc.: *ASD FieldSpec Pro User's Guide*. 1999
- [Apan u. a. 2004] APAN, A. ; HELD, A. ; PHINN, S. ; MARKLEY, J.: Detecting Sugarcane 'Orange Rust' Disease using EO-1 Hyperion Hyperspectral Imagery. In: *International Journal of Remote Sensing* 25 (2004), Nr. 2, S. 489–498
- [Aranda und Oyonarte 2005] ARANDA, V. ; OYONARTE, C.: Effect of Vegetation with Different Evolution Degree on Soil Organic Matter in a Semi-Arid Environ-

- ment (Cabo de Gata-Níjar Natural Park, SE Spain). In: *Journal of Arid Environments* 62 (2005), Nr. 4, S. 631–647
- [Asner u. a. 2003] ASNER, G.P. ; BORGHI, C.E. ; OJEDA, R.: Desertification in Central Argentina: Changes in Ecosystem Carbon and Nitrogen from Imaging Spectroscopy. In: *Ecological Applications* 13 (2003), Nr. 3, S. 629–648
- [Asner u. a. 2005] ASNER, G.P. ; ELMOR, A.J. ; HUGES, R.F. ; WARNER, A.S. ; VITOUSEK, P.M.: Ecosystem Structure along Bioclimatic Gradients in Hawaii from Imaging Spectroscopy. In: *Remote Sensing of Environment* 96 (2005), S. 497–508
- [Asner und Heidebrecht 2002] ASNER, G.P. ; HEIDEBRECHT, K.B.: Spectral Unmixing of Vegetation, Soil and Dry Carbon Cover in Arid Regions: Comparing Multispectral and Hyperspectral Observations. In: *International Journal of Remote Sensing* 23 (2002), Nr. 19, S. 3939–3958
- [Asner und Lobell 2000] ASNER, G.P. ; LOBELL, D.B.: A Biogeophysical Approach for Automated SWIR Unmixing of Soils and Vegetation. In: *Remote Sensing of Environment* 74 (2000), S. 99–112
- [Bachmann 2002] BACHMANN, M.: *Evaluation of Image Fusion Techniques for Large-Scale Mapping Of Non-Green Vegetation. Example: Barrax, Spain*, TU Dresden, Diplomarbeit, 2002
- [Bachmann u. a. 2007a] BACHMANN, M. ; HABERMEYER, M. ; HOLZWARTH, S. ; RICHTER, R. ; MÜLLER, A.: Including Quality Measures in an Automated Processing Chain for Airborne Hyperspectral Data. (In Print). In: *Proceedings of the 5thEARSel Workshop on Imaging Spectroscopy*. Bruges, 2007
- [Bachmann u. a. 2007b] BACHMANN, M. ; HOLZWARTH, S. ; MÜLLER, A.: Influence of Local Incidence Angle Effects on Ground Cover Estimates. (In Print). In: *Proceedings of the 10th Intl. Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing. Davos*. Bruges, 2007
- [Ballantine u. a. 2005] BALLANTINE, J.-A. ; OKIN, G.S. ; PRENTISS, D.E. ; ROBERTS, D.A.: Mapping North African Landforms Using Continental Scale Unmixing of MODIS Imagery. In: *Remote Sensing of Environment* 97 (2005), S. 470–483
- [Bannari u. a. 2006] BANNARI, A. ; PACHECO, A. ; STAENZ, K. ; MCNAIRN, H. ; OMARI, K.: Estimating and Mapping Crop Residues Cover on Agricultural Lands using Hyperspectral and IKONOS Data. In: *Remote Sensing of Environment* 104 (2006), Nr. 4, S. 447–459
- [Bateson u. a. 2000] BATESON, C.A. ; ASNER, G.P. ; WESSMAN, C.A.: Endmember Bundles: A New Approach to Incorporating Endmember Variability into Spectral Mixture Analysis. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38 (2000), Nr. 2, S. 1083–1094

- [Baumgardner u. a. 1985] BAUMGARDNER, M.F. ; SILVA, L.F. ; BIEHL, L.L. ; STONER, E.R.: Reflectance Properties of Soils. In: *Advances in Agronomy* 38 (1985), S. 1–40
- [Bechtel u. a. 2002] BECHTEL, R. ; RIVARD, B. ; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, A.: Spectral Properties of Foliose and Crustose Lichens Based on Laboratory Experiments. In: *Remote Sensing of Environment* 82 (2002), S. 389–396
- [Ben-Dor u. a. 2003] BEN-DOR, E. ; GOLDSHLEGER, N. ; BENYAMINI, Y. ; AGASSI, M. ; BLUMBERG, D.G.: The Spectral Reflectance Properties of Soil Structural Crusts in the 1.2- to 2.5- $\mu\text{m}$  Spectral Region. In: *Soil Science Society of America Journal* 67 (2003), S. 289–299
- [Ben-Dor u. a. 1997] BEN-DOR, E. ; INBAR, Y. ; CHEN, Y.: The Reflectance Spectra of Organic Matter in the Visible Near-Infrared and Short Wave Infrared Region (400-2500nm) During a Controlled Decomposition Process. In: *Remote Sensing of Environment* 61 (1997), S. 1–15
- [Ben-Dor u. a. 1999] BEN-DOR, E. ; IRONS, J.R. ; EPEMA, J.F.: *Manual of Remote Sensing - Remote Sensing for the Earth Sciences..* Bd. 3: *Soil Reflectance*. Kap. 3, S. 111 – 133, John Wiley and Sons, New York, 1999
- [Berk u. a. 1998] BERK, A. ; BERNSTEIN, L.S. ; ANDERSON, G.P. ; ACHARYA, P.K. ; ROBERTSON, D.C. ; CHETWYND, J.H. ; ADLER-GOLDEN, S.M.: MODTRAN Cloud and Multiple Scattering Upgrades with Application to AVIRIS. In: *Remote Sensing of Environment* 65 (1998), S. 367–375
- [Berman u. a. 2004] BERMAN, M. ; KIIVERI, H. ; LAGERSTROM, R. ; ERNST, A. ; DUNNE, R. ; HUNTINGTON, J.: ICE: A Statistical Approach to Identifying Endmembers in Hyperspectral Images. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42 (2004), Nr. 10, S. 2085–2095
- [Blackburn und Steele 1999] BLACKBURN, G.A. ; STEELE, C.M.: Towards the Remote Sensing of Matorral Vegetation Physiology: Relationships between Spectral Reflectance, Pigment, and Biophysical Characteristics of Semiarid Bushland Canopies. In: *Remote Sensing of Environment* 70 (1999), S. 278–292
- [Boardman 1993] BOARDMAN, J.W.: Automating Spectral Unmixing of AVIRIS Data using Convex Geometry Concepts. In: *Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) 1993 Workshop Proceedings*, 1993. – <http://popo.jpl.nasa.gov/html/aviris.documents.html>
- [Bochet u. a. 2006] BOCHET, E. ; POESEN, J. ; RUBIO, J.: Runoff and Soil Loss Under Individual Plants of a Semi-Arid Mediterranean Shrubland: Influence of Plant Morphology and Rainfall Intensity. In: *Earth Surface Processes and Landforms* 31 (2006), S. 536–549

- [Boer 1999] BOER, M.M.: *Assessment of Dryland Degradation - Linking Theory and Practice Through Site Water Balance Monitoring*. Utrecht, Universiteit Utrecht, Dissertation, 1999
- [Boer und Puigdefábregas 2003] BOER, M.M. ; PUIGDEFÁBREGAS, J.: Predicting Potential Vegetation Index Values as a Reference for the Assessment and Monitoring of Dryland Degradation. In: *International Journal of Remote Sensing* 24 (2003), Nr. 5, S. 1135–1141
- [Boer und Puigdefábregas 2005] BOER, M.M. ; PUIGDEFÁBREGAS, J.: Effects of Spatially-Structured Vegetation Patterns on Hillslope Erosion Rates in Semiarid Mediterranean Environments: A Simulation Study. In: *Earth Surface Processes and Land Forms* 30 (2005), S. 149–167
- [Borel und Gerstl 1994] BOREL, C.C. ; GERSTL, S.A.W.: Nonlinear Spectral Mixture Models for Vegetative and Soil Surfaces. In: *Remote Sensing of Environment* 47 (1994), S. 403–416
- [Boruah 1995] BORUAH, P.: Spectral Response of Desert Plants with Respect to Adaptation of Plants to Desert Conditions. (Study supervised by A. Karnieli.) / Jacob Blaustein Institutes for Desert Research, Ben-Gurion University of the Negev. 1995.
- [Briggs 1995] BRIGGS, D.: *High Fidelity Deconvolution of Moderately Resolved Sources.*, The New Mexico Institute of Mining and Technology, Dissertation, 1995
- [Brogaard und Ólafsdóttir 1997] BROGAARD, S. ; ÓLAFSDÓTTIR, R.: Ground-truths or Ground-lies? Environmental Sampling for Remote Sensing Application Exemplified by Vegetation Cover Data. In: *Lund eRep. Phys. Geogr.*, URL: <http://www.natgeo.lu.se/Publikationer/Lerpg/1/1Abstract.htm> 1 (1997)
- [Brown u. a. 2000] BROWN, M. ; LEWIS, H. ; GUNN, S.: Linear Spectral Mixture Models and Support Vector Machines for Remote Sensing. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38 (2000), Nr. 5, S. 2349–2360
- [Cappellari 2001] CAPPELLARI, M.: *IDL-Code of BVLS*. <http://www-astro.physics.ox.ac.uk/mxc>. 2001
- [Carter 1994] CARTER, G.A.: Ratios of Leaf Reflectances in Narrow Wavebands as Indicators of Plant Stress. In: *International Journal of Remote Sensing* 15 (1994), S. 697–704
- [Chabrillat u. a. 2004] CHABRILLAT, S. ; KAUFMANN, H. ; PALACIOS-ORUETA, A. ; ESCRIBANO, P. ; MÜLLER, A.: Development of Land Degradation Spectral Indices in the Natural Park Cabo de Gata (Spain). In: *Proceedings of 11th SPIE International Symposium on Remote Sensing*. Mas Palomas, 2004

- [Chabrillat u. a. 2000] CHABRILLAT, S. ; PINET, P.C. ; CEULENEER, G. ; JOHNSON, P.E. ; J.F., Mustard: Ronda Peridotite Massif: Methodology for its Geological Mapping and Lithological Discrimination from Hyperspectral Data. In: *International Journal of Remote Sensing* 21 (2000), Nr. 12, S. 2363–2388
- [Chen u. a. 1998] CHEN, Z. ; ELVIDGE, C.D. ; GROENEVELD, D.P.: Monitoring Seasonal Dynamics of Arid Land Vegetation Using AVIRIS Data. In: *Remote Sensing of Environment* 65 (1998), S. 255–266
- [Clark 1999] CLARK, R.N.: *Manual of Remote Sensing - Remote Sensing for the Earth Sciences.. Bd. 3: Spectroscopy of Rocks and Minerals, and Principles of Spectroscopy*. Kap. 1, S. 3–58, John Wiley and Sons, New York, 1999
- [Clark u. a. 2003] CLARK, R.N. ; SWAYZE, G.A. ; LIVO, K.E. ; KOKALY, R.F. ; SUTLEY, S.J. ; DALTON, J.B. ; MCDUGAL, R.R. ; GENT, C.A.: Imaging Spectroscopy: Earth and Planetary Remote Sensing with the USGS Tetracorder and Expert Systems. In: *J. Geophys. Res.* 108(E12) (2003). – <http://speclab.cr.usgs.gov/PAPERS/tetracorder>
- [Cocks u. a. 1998] COCKS, T. ; JENSSEN, T. ; STEWARD, A. ; WILSON, I. ; SCHIELDS, T.: The HyMap Airborne Hyperspectral Sensor: the System, Calibration, and Performance. In: SCHAEPMAN, M. (Hrsg.) ; SCHLÄPFER, D. (Hrsg.) ; ITTEN, K. (Hrsg.): *Proceedings of the First EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*. Zürich, 1998
- [Coulloudon u. a. 1999] COULLLOUDON, B. ; ESHELMAN, K. ; GIANOLA, J. ; HABICH, N. ; HUGHES, L. ; JOHNSON, C. ; PELLANT, M. ; PODBORNY, P. ; RASMUSSEN, A. ; ROBLES, B. ; SHAVER, P. ; SPEHAR, J. ; WILLOUGHBY, J.: Sampling Vegetation Attributes. Interagency Technical Reference. / U.S. Department of the Interior, Bureau of Land Management. Denver, Colorado. 1999.
- [Curran 1989] CURRAN, P.J.: Remote Sensing of Foliar Chemistry. In: *Remote Sensing of Environment* 30 (1989), S. 271–278
- [Curran u. a. 2001] CURRAN, P.J. ; DUNGAN, J.L. ; PETERSON, D.L.: Estimating the Foliar Biochemical Concentration of Leaves with Reflectance Spectrometry. Testing the Kokaly and Clark Methodologies. In: *Remote Sensing of Environment* 76 (2001), S. 349–359
- [Datt 2000] DATT, B.: Identification of Green and Dry Vegetation Components with a Cross-Correlogram Spectral Matching Technique. In: *International Journal of Remote Sensing* 21 (2000), Nr. 10, S. 2133–2139
- [Debba u. a. 2005] DEBBA, P. ; RUITENBEEK, F. van ; MEER, F. van der ; CARRANZA, E. ; STEIN, A.: Optimal Field Sampling for Targeting Minerals using Hyperspectral Data. In: *Remote Sensing of Environment* 99 (2005), S. 373 – 386

- [Dech 2005] DECH, S.: *Utilization of Space. Basics, Fields of Usage, Future Developments: Today and Tomorrow*. Kap. The Earth Surface, S. 50–90, Springer Verlag, Berlin, 2005
- [Dech u. a. 2003] DECH, S. ; BACHMANN, M. ; MÜLLER, A.: New Remote Sensing Approaches in Support of Sustainable Land Use Management in Semi-Arid Environments. In: *Proceedings of the 30th International Symposium on Remote Sensing of Environment*. Honolulu, 2003
- [Dennison u. a. 2006] DENNISON, P.E. ; CHAROENSIRI, K. ; ROBERTS, D.A. ; PETERSON, R.O.: Wildfire Temperature and Land Cover Modeling using Hyperspectral Data. In: *Remote Sensing of Environment* 100 (2006), S. 212–222
- [Dennison u. a. 2004] DENNISON, P.E. ; HALLIGAN, K.Q. ; ROBERTS, D.A.: A Comparison of Error Metrics and Constraints for Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis and Spectral Angle Mapper. In: *Remote Sensing of Environment* 93 (2004), S. 359–367
- [Dennison und Roberts 2003a] DENNISON, P.E. ; ROBERTS, D.A.: The Effects of Vegetation Phenology on Endmember Selection and Species Mapping in Southern California Chaparral. In: *Remote Sensing of Environment* 87 (2003), S. 295–309
- [Dennison und Roberts 2003b] DENNISON, P.E. ; ROBERTS, D.A.: Endmember Selection for Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis Using Endmember Average RMSE. In: *Remote Sensing of Environment* 87 (2003), S. 123–135
- [DISforME 2004] DISFORME: *Desertification Indicators System for Mediterranean Europe*. [http://www.geog.leeds.ac.uk/people/m.kirkby/DIS4ME\\_1104/index.htm](http://www.geog.leeds.ac.uk/people/m.kirkby/DIS4ME_1104/index.htm). 2004. – Teil des DESERTLINKS-Projekts (Combating Desertification in Mediterranean Europe: Linking Science with Stakeholders, <http://www.kcl.ac.uk/desertlinks>).
- [Dorigo 2007] DORIGO, W.: *Retrieving canopy variables by radiative transfer model inversion - a regional approach for imaging spectrometer data*, Technische Universität München, Dissertation, 2007
- [Dorigo und Bachmann 2006] DORIGO, W. ; BACHMANN, M.: *AS Toolbox - Processing of Field Spectra. User's Manual*. 1.12. Oberpfaffenhofen: DLR-DFD - German Remote Sensing Data Center , 2006
- [Drake u. a. 1999] DRAKE, N.A. ; MACKIN, S. ; SETTLE, J.J.: Mapping Vegetation, Soils, and Geology in Semiarid Shrublands using Spectral Matching and Mixture Modeling of SWIR AVIRIS Imagery. In: *Remote Sensing of Environment* 68 (1999), S. 12–25

- [Du u. a. 2003] DU, Q. ; REN, H. ; CHANG, C.-I.: A Comparative Study for Orthogonal Subspace Projection and Constrained Energy Minimization. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41 (2003), Nr. 6, S. 1525–1529
- [Du u. a. 2004] DU, Yingzi ; CHANG, Chein-I ; REN, Hsuan ; CHANG, Chein-Chi ; JENSEN, James O.: New Hyperspectral Discrimination Measure for Spectral Characterization. In: *Optical Engineering* 43 (2004), Nr. 8, S. 1777–1786
- [Elmore u. a. 2000] ELMORE, A.J. ; MUSTARD, J.F. ; MANNING, S.J. ; LOBELL, D.B.: Quantifying Vegetation Change in Semiarid Environments: Precision and Accuracy of Spectral Mixture Analysis and the Normalized Difference Vegetation Index. In: *Remote Sensing of Environment* 73 (2000), S. 87–102
- [Elvidge 1990] ELVIDGE, C.D.: Visible and Near Infrared Reflectance Characteristics of Dry Plant Materials. In: *International Journal of Remote Sensing* 11 (1990), Nr. 10, S. 1775–1795
- [ESA/ESRIN u. a. 2003] ESA/ESRIN ; SARMAP ; UNIVERSITY OF VALENCIA ; EOS.D2C ; CHINESE ACADEMY OF FORESTRY: *Treaty Enforcement Services using Earth Observation - Desertification (Final Report)*. 2003
- [FAO u. a. 1995] FAO ; ISRIC ; CSIC: SDBm - Multilingual Soil Database / FAO and ISRIC and CSIC. 1995. <http://irnas106.irmase.csic.es/microlei/manual2/sdbm/sdbm0e.htm>
- [Faust 1995] FAUST, D.: *Reliefgenese, Böden und Bodenerosion im Südwestlichen Mediterranraum und deren Bedeutung für Fragen der Landnutzung und des Ressourcenschutzes. Beispiele aus Südspanien und Nordtunesien*. 1995. – Habilitationsschrift, veröffentlicht unter <http://www.tu-dresden.de/fghgig/lehrstuhl/physgeo/fabil.htm>
- [Fischer 1995] FISCHER, G.: *Lineare Algebra*. 10. Auflage. Braunschweig, Wiesbaden : Vieweg, 1995
- [Fourty u. a. 1996] FOURTY, T. ; BARET, F. ; JACQUEMOUD, S. ; SCHMUCK, G. ; VERDEBOUT, J.: Leaf Optical Properties and Biochemical Composition. In: *Remote Sensing of Environment* 56 (1996), S. 104–117
- [Gamon u. a. 1997] GAMON, J.A. ; SERRANO, L. ; SURFUS, J.S.: The Photochemical Reflectance Index: An Optical Indicator of Photosynthetic Radiation Use Efficiency Across Species, Functional Types, and Nutrition Levels. In: *Oecologia* 112 (1997), S. 492–501
- [Gao 1996] GAO, B.-C.: NDWI : A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water From Space. In: *Remote Sensing of Environment* 58 (1996), S. 257–266

- [García und Ustin 2001] GARCIA, M. ; USTIN, S.L.: Detection of Interannual Vegetation Responses to Climatic Variability Using AVIRIS Data in a Costal Savanna in California. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39 (2001), Nr. 7, S. 1480–1490
- [García-Haro u. a. 2005] GARCÍA-HARO, F. ; SOMMER, S. ; KEMPER, T.: A New Tool for Variable Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (VMESMA). In: *International Journal of Remote Sensing* 26 (2005), Nr. 10, S. 2135–2162
- [García-Haro u. a. 1999] GARCÍA-HARO, F.J. ; GILABERT, M.A. ; MELIÁ, J.: Extraction of Endmembers from Spectral Mixtures. In: *Remote Sensing of Environment* 68 (1999), S. 237–253
- [García Rodríguez u. a. 1998] GARCÍA RODRÍGUEZ, L. ; CASTRO NOGUEIRA, L. ; MIRALLES GARCÍA, J.M. ; CASTRO NOGUEIRA, H.: *Cabo de Gata. Guía de la naturaleza. Perfil Ecológico de una Zona Árida*. Úbeda : El Olívio, 1998
- [Gilabert u. a. 2000] GILABERT, M.A. ; GARCÍA-HARO, F.J. ; MELIÁ, J.: A Mixture Modeling Approach to Estimate Vegetation Parameters for Heterogeneous Canopies in Remote Sensing. In: *Remote Sensing of Environment* 72 (2000), S. 328–345
- [Gillespie u. a. 1990] GILLESPIE, A.R. ; SMITH, M.O. ; ADAMS, J.B. ; WILLIS, S.C. ; FISCHER, A.F. I. ; SABOL, D.E.: Interpretation of Residual Images: Spectral Mixture Analysis of AVIRIS Images, Owens Valley, California. In: *Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) 1990 Workshop Proceedings*, 1990. – <http://popo.jpl.nasa.gov/html/aviris.documents.html>
- [Goetz u. a. 1985] GOETZ, A.F.H. ; VANE, G. ; SOLOMON, J.E. ; ROCK, B.N.: Imaging Spectrometry for Earth Remote Sensing. In: *Science* 228 (1985), S. 1147–1153
- [Gong und Zhang 1999] GONG, P. ; ZHANG, A.: Noise Effect on Linear Spectral Unmixing. In: *Geographic Information Sciences* 5 (1999), Nr. 1, S. 52–57
- [Gross und Schott 1998] GROSS, H.N. ; SCHOTT, J.R.: Applications of Spectral Mixture Analysis and Image Fusion Techniques for Image Sharpening. In: *Remote Sensing of Environment* 63 (1998), S. 85–94
- [Gruninger u. a. 2001] GRUNINGER, J. ; FOX, M.J. ; SUNDBERG, R.L.: Hyperspectral Mixture Analysis Using Constrained Projections onto Material Subspaces. In: *Proceedings ISSSR, International Symposium on Spectral Sensing Research*, 2001
- [Gruninger u. a. 2004] GRUNINGER, J. ; RATKOWSKI, A.J. ; HOKE, M. L.: The Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC) Endmember Model. In: *Proceedings SPIE, Algorithms for Multispectral and Hyper-spectral and Ultraspectral Imagery* Bd. Vol. 5425-1, April 2004

- [Habermeyer u. a. 2005] HABERMEYER, Martin ; MUELLER, Andreas ; HOLZWARTH, Stefanie ; RICHTER, Rolf ; MUELLER, Rupert ; BACHMANN, Martin ; SEITZ, Karl-Heinz ; SEIFERT, Peter ; STROBL, Peter: Implementation of the Automatic Processing Chain for ARES. In: *Proceedings of the 4thEARSel Workshop on Imaging Spectroscopy*. Warsaw, 2005
- [Habich 2001] HABICH, E.F: Ecological Site Inventory, Technical Reference 1734-7. / U.S. Department of the Interior, Bureau of Land Management. Denver, Colorado. 2001.
- [Haboudane u. a. 2004] HABOUDANE, Driss ; MILLER, John R. ; PATTEY, Elizabeth ; ZARCO-TEJADA, Pablo J. ; STRACHAN, Ian B.: Hyperspectral Vegetation Indices and Novel Algorithms for Predicting Green LAI of Crop Canopies: Modeling and Validation in the Context of Precision Agriculture. In: *Remote Sensing of Environment* 90 (2004), S. 337–352
- [Heiden 2004] HEIDEN, U.: *Analyse hyperspektraler Flugzeugscannerdaten zur ökologischen Charakterisierung städtischer Biotope.*, Technische Universität Berlin, Dissertation, 2004
- [Hill u. a. 2003] HILL, J. ; BOER, M. ; JARMER, T. ; MADER, S.: Der Einsatz von Hyperspektraldaten zur modellbasierten Bewertung von Landdegradations- und Desertifikationserscheinungen im Guadalentin (SE-Spanien). In: DECH, S.W. et a. (Hrsg.): *Tagungsband 20. DFD-Nutzerseminar, 6.-8. Oktober, 2003*
- [Hill u. a. 1996] HILL, J. ; SOMMER, S. ; MEHL, W. ; MÉGIER, J.: A Conceptual Framework for Mapping and Monitoring the Degradation of Mediterranean Ecosystems with Remote Sensing. In: *The Use of Remote Sensing for Land Degradation and Desertification Monitoring in the Mediterranean Basin. State of the Art and Future Research. Proceedings of an Expert Workshop Valencia, Spain, 13-15 June 1994*. 1996. – EUR 16732
- [Hostert 2001] HOSTERT, P.: *Monitoring von Degradationserscheinungen im europäisch-mediterranen Raum mit Methoden der Fernerkundung und GIS.*, Universität Trier, Dissertation, 2001
- [Huete 1988] HUETE, A. R.: A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). In: *Remote Sensing of Environment* 25 (1988), S. 295–309
- [IGME 1983a] IGME: Mapa Geologico de España, 1:50.000. 1.060 - Carboneras. / IGME - Instituto Geologico y Minero de España. 1983.
- [IGME 1983b] IGME: Mapa Geologico de España, 1:50.000. 1.061 -El Pozo de Los Frailes. / IGME - Instituto Geologico y Minero de España. 1983.

- [ITT Industries Inc. 2006] ITT INDUSTRIES INC.: *IDL6.3 / ENVI 4.3 Online Reference*. Boulder, CO.: , 2006
- [de Jong und Epema 2001] JONG, S.M. de ; EPEMA, G.F.: *Imaging Spectrometry for Surveying and Modelling Land Degradation*. Kap. 3, S. 65–86, Kluwer Academic Publishers, 2001 (Imaging Spectrometry: Basic Principles and Prospective Applications.)
- [JRC 2004] JRC: MARS Monitoring Agriculture with Remote Sensing Bulletin, Vol. 12, No. 6 / European Commission, Joint Research Center. 2004.
- [JRC 2005a] JRC: MARS Monitoring Agriculture with Remote Sensing Bulletin, Vol. 13, No. 4 / European Commission, Joint Research Center. 2005.
- [JRC 2005b] JRC: MARS Monitoring Agriculture with Remote Sensing Bulletin, Vol. 13, No. 6 / European Commission, Joint Research Center. 2005.
- [Junta de Andalucía 2005] JUNTA DE ANDALUCÍA: *Modelo Digital del Terrano de Andalucía. Relieve y Orografía*. 2005
- [Karnieli u. a. 1996] KARNIELI, A. ; SHACHAK, M. ; TSOAR, H. ; ZAADY, E. ; KAUFMAN, Y. ; DANIN, A. ; PORTER, W.: The Effect of Microphytes on the Spectral Reflectance of Vegetation in Semiarid Regions. In: *Remote Sensing of Environment* 57 (1996), S. 88–96
- [Kaufmann u. a. 2005] KAUFMANN, H. ; SEGL, K. ; CHABRILLAT, S. ; MÜLLER, A. ; RICHTER, R. ; SCHREIER, G. ; HOFER, S. ; STUFFLER, T. ; HAYDN, R. ; BACH, H. ; BENZ, U.: EnMAP - An Advanced Hyperspectral Mission. In: *Proceedings of the 4thEARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*. Warsaw, 2005
- [Kemper 2003] KEMPER, T.: *Reflectance Spectroscopy for Mapping and Monitoring of Metal Mining related Contamination. A Case Study of the Aznalcóllar Mining Accident, Spain.*, Universität Trier, Dissertation, 2003
- [Kercher u. a. 2003] KERCHER, S.M. ; FRIESWYK, C.B. ; ZEDLER, J.B.: Effects of Sampling Teams and Estimation Methods on the Assessment of Plant Cover. In: *Journal of Vegetation Science* 14 (2003), S. 899–906
- [Keshava 2003] KESHAVA, N.: A Survey of Spectral Unmixing Algorithms. In: *Lincoln Laboratory Journal* 14 (2003), Nr. 1, S. 55–78
- [Klisch u. a. 2003] KLISCH, A. ; BORG, E. ; MICHAEL, A. ; ASCHE, H. ; KAUFMANN, H. ; MEHL, H.: Bereitstellung von Fernerkundungsparametern für das Erosionsmodell EROSION 3D am Beispiel des Blattflächenindizes und des Bedeckungsgrades. In: DECH, S.W. et a. (Hrsg.): *Tagungsband 20. DFD-Nutzerseminar, 6.-8. Oktober, 2003*

- [Kokaly 2001] KOKALY, R.F.: Investigating a Physical Basis for Spectroscopic Estimates of Leaf Nitrogen Concentration. In: *Remote Sensing of Environment* 75 (2001), S. 153–161
- [Kokaly und Clark 1999] KOKALY, R.F. ; CLARK, R.N.: Spectroscopic Determination of Leaf Biochemistry Using Band-Depth Analysis of Absorption Feature and Stepwise Multiple Linear Regression. In: *Remote Sensing of Environment* 67 (1999), S. 267–287
- [Kramer 2002] KRAMER, H.J. (Hrsg.): *Observation of the Earth and Its Environment: Survey of Missions and Sensors*. 4. Aufl. Berlin : Springer, 2002
- [Kreeb 1983] KREEB, K. H.: *Vegetationskunde. Methoden und Vegetationsformen unter Berücksichtigung ökosystemischer Aspekte*. Stuttgart : Ulmer, 1983
- [Kumar u. a. 2001] KUMAR, L. ; SCHMIDT, K.S. ; DURY, S. ; SKIDMORE, A.K.: *Imaging Spectrometry and Vegetation Science*. Kap. 5, S. 111–155, Kluwer Academic Publishers, 2001 (Imaging Spectrometry: Basic Principles and Prospective Applications.)
- [Lacaze 1996] LACAZE, B.: Spectral Characterisation of Vegetation Communities and Practical Approaches to Vegetation Cover Changes Monitoring. In: *The Use of Remote Sensing for Land Degradation and Desertification Monitoring in the Mediterranean Basin. State of the Art and Future Research. Proceedings of an Expert Workshop Valencia, Spain, 13-15 June 1994*. 1996. – EUR 16732
- [Lobell u. a. 2001] LOBELL, D.B. ; ASNER, G.P. ; LAW, B.E. ; TREUHAFT, R.N.: Subpixel Canopy Cover Estimation of Coniferous Forests in Oregon using SWIR Imaging Spectrometry. In: *Journal of Geophysical Research* 106 (2001), S. 5151–5160
- [Lobell u. a. 2002] LOBELL, D.B. ; ASNER, G.P. ; LAW, B.E. ; TREUHAFT, R.N.: View Angle Effects on Canopy Reflectance and Spectral Mixture Analysis of Coniferous Forests using AVIRIS. In: *Journal of Geophysical Research* 23 (2002), Nr. 11, S. 2247–2262
- [Lázaro u. a. 2000] LÁZARO, R. ; ALEXANDER, R.W. ; PUIGDEFÁBREGAS, J.: Cover Distribution Patterns of Lichen, Annuals and Shrubs in the Tabernas Desert, Almería, Spain. In: ALEXANDER, R.W. (Hrsg.) ; MILLINGTON, A.C. (Hrsg.): *Vegetation Mapping: From Patch to Planet*. John Wiley and Sons, 2000
- [Martín u. a. 2003] MARTÍN, J.M. ; BRAGA, J.C. ; BETZLER, C.: Late Neogene-Recent Uplift of the Cabo de Gata Volcanic Province, Almería, SE Spain. In: *Geomorphology* 50 (2003), S. 27–42

- [Martínez u. a. 2005] MARTÍNEZ, B. ; VERGER, A. ; COCA, F. Camacho de ; GARCÍA-HARO, F.J. ; GILABERT, M. ; MELÁ, J.: An Operational Methodology (VMESMA) to Derive Biophysical Parameters for Land Degradation Process Assessment. In: RÖDER, A. (Hrsg.) ; HILL, J. (Hrsg.): *Proceedings of the 1st International Conference on Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and Monitoring of Land Degradation and Desertification*. Trier, 2005
- [Martínez u. a. 2006] MARTÍNEZ, B. ; VERGER, A. ; GILABERT, M.A. ; GARCÍA-HARO, F.J. ; MELIÁ, J. ; RICHTER, N. ; CHABRILLAT, S. ; BACHMANN, M. ; HOLZWARTH, S. ; MÜLLER, A. ; HILL, J. ; JARMER, T.: *DeSurvey-IP Deliverable D1.5.4.2 - Maps of LAI, Vegetation Fractional Cover Leaf Area Index, and Soil Characteristics for Selected Test Areas at Different Scales*. Internal Deliverable Report for DeSurvey-IP - A Surveillance System for European Commission Assessing and Monitoring of Desertification. 2006
- [McGwire u. a. 2000] MCGWIRE, K. ; MINOR, T. ; FENSTERMAKER, L.: Hyperspectral Mixture Modeling for Quantifying Sparse Vegetation Cover in Arid Environments. In: *Remote Sensing of Environment* 72 (2000), S. 360–374
- [Müller u. a. 2001] MÜLLER, A. ; KAUFMANN, H. ; BRIOTTET, X. ; PINET, P. ; HILL, J. ; DECH, S.: An Imaging Spectrometer Mission for the Monitoring of Desertification Processes. In: *Proceedings SPIE, 8th Int. Symp. on Remote Sensing*. Toulouse, 2001
- [Müller u. a. 2005a] MÜLLER, A. ; RICHTER, R. ; HABERMEYER, M. ; DECH, S. ; SEGL, K. ; KAUFMANN, H.: Spectroradiometric Requirements for the Reflective Module of the Airborne Spectrometer ARES. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 2 (2005), Nr. 3, S. 329–332
- [Müller u. a. 2005b] MÜLLER, R. ; HOLZWARTH, S. ; HABERMEYER, M. ; MÜLLER, A.: Ortho Image Production within an Automatic Processing Chain for Hyperspectral Airborne Scanner ARES. In: *Proceedings of EARSeL Workshop 3D-Remote Sensing*. Porto, Juni 2005
- [Montgomery u. a. 2001] MONTGOMERY, P. ; FARR, M.R. ; FRANSEEN, E.K. ; GOLDSTEIN, R.H.: Constraining Controls on Carbonate Sequences with High-Resolution Chronostratigraphy: Upper Miocene, Cabo de Gata Region, SE Spain. In: *Palaeogeography Palaeoclimatology Palaeoecology* 176 (2001), S. 11–45
- [Nagler u. a. 2003] NAGLER, P. L. ; INOUE, Y. ; GLENN, E. P. ; RUSS, A. L. ; DAUGHTRY, C. S. T.: Cellulose Absorption Index (CAI) to Quantify Mixed Soil-Plant Litter Scenes. In: *Remote Sensing of Environment* 87 (2003), S. 295–309
- [Navarro u. a. 2006] NAVARRO, T. ; ALADOS, C.L. ; CABEZUDO, B.: Changes in Plant Functional Types in Response to Goat and Sheep Grazing in two Semi-Arid

- Shrublands of SE Spain. In: *Journal of Arid Environments* 64 (2006), Nr. 2, S. 298–322
- [Neville u. a. 2003] NEVILLE, R.A. ; LÉVESQUE, J. ; STAENZ, K. ; NADEAU, C. ; HAUFF, P. ; BORSTAD, G.A.: Spectral Unmixing of Hyperspectral Imagery for Mineral Exploration: Comparison of Results from SFSI and AVIRIS. In: *Canadian Journal of Remote Sensing* 29 (2003), Nr. 1, S. 99–110
- [Nielsen 1998] NIELSEN, A.A.: Linear Mixture Models and Partial Unmixing in Multi- and Hyperspectral Image Data. In: SCHAEPMAN, M. (Hrsg.) ; SCHLÄPFER, D. (Hrsg.) ; ITTEN, K. (Hrsg.): *Proceedings of the First EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*. Zürich, 1998, S. 165–172
- [Okin 2001] OKIN, G.S.: *Wind-Driven Desertification: Process Modeling, Remote Monitoring, and Forecasting*. Pasadena, California Institute of Technology Pasadena, California, Dissertation, 2001
- [Okin und Roberts 2004] OKIN, G.S. ; ROBERTS, D.A.: *Manual of Remote Sensing - Remote Sensing for Natural Resource Management and Environmental Monitoring*. Bd. 4: *Remote Sensing in Arid Regions: Challenges and Opportunities*. Kap. 3, S. 111–146, John Wiley and Sons, New York, 2004
- [Okin u. a. 2001] OKIN, G.S. ; ROBERTS, D.A. ; MURRAY, B. ; OKIN, W.J.: Practical Limits on Hyperspectral Vegetation Discrimination in Arid and Semiarid Environments. In: *Remote Sensing of Environment* 77 (2001), S. 212–225
- [Opfer 1994] OPFER, G.: *Numerische Mathematik für Anfänger*. 2. Auflage. Braunschweig, Wiesbaden : Vieweg, 1994
- [Parker und Stark 1990] PARKER, R.L. ; STARK, P.B.: *Fortran-Code of BVLS*. <http://lib.stat.cmu.edu/general/bvls>. 1990
- [Pearlman u. a. 2000] PEARLMAN, J. ; SEGAL, C. ; LIAO, L. B. ; CARMAN, S. L. ; FOLKMAN, M. A. ; BROWNE, W. ; ONG, L. ; UNGAR, S. G.: Development and Operations of the EO-1 Hyperion Imaging Spectrometer. In: *Proceedings SPIE, Earth Observing Systems V, Volume 4135*, 2000, S. 243 – 254
- [Pellant u. a. 2005] PELLANT, M. ; SHAVER, P. ; PYKE, D.A. ; HERRICK, J.E.: Interpreting Indicators of Rangeland Health, Version 4. Technical Reference 1734-6. / U.S. Department of the Interior, Bureau of Land Management. Denver, Colorado. 2005.
- [Petrou und Foschi 1999] PETROU, M. ; FOSCHI, P.G.: Confidence in Linear Spectral Unmixing of Single Pixels. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 37 (1999), Nr. 1, S. 634–636

- [Plaza u. a. 2002] PLAZA, A. ; MARTÍNEZ, P. ; PÉREZ, R. ; PLAZA, J.: Spatial / Spectral Endmember Extraction by Multidimensional Morphological Operations. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40 (2002), Nr. 9, S. 2025–2041
- [Plaza u. a. 2004] PLAZA, A. ; MARTÍNEZ, P. ; PÉREZ, R. ; PLAZA, J.: A Quantitative and Comparative Analysis of Endmember Extraction Algorithms From Hyperspectral Data. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42 (2004), Nr. 3, S. 650–663
- [Plaza u. a. 2006] PLAZA, A. ; VALENCIA, D. ; PLAZA, J. ; MARTÍNEZ, P.: Commodity Cluster-Based Parallel Processing of Hyperspectral Imagery. In: *Journal of Parallel and Distributed Computing* 66 (2006), S. 345–358
- [Preissler u. a. 1998] PREISSLER, H. ; BOHBOT, H. ; MEHL, W. ; SOMMER, S.: MEDSPEC - A Spectral Database as a Tool to Support the Use of Imaging Spectrometry Data for Environmental Monitoring. In: SCHAEPMAN, M. (Hrsg.) ; SCHLÄPFER, D. (Hrsg.) ; ITTEN, K. (Hrsg.): *Proceedings of the First EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*. Zürich, 1998
- [Press u. a. 2002] PRESS, W.H. ; TEUKOLSKY, S.A. ; VETTERLING, W.T. ; FLANERNY, B.P. ; 2 (Hrsg.): *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, 2002
- [Price 1994] PRICE, J.C.: How Unique Are Spectral Signatures? In: *Remote Sensing of Environment* 49 (1994), S. 181–186
- [Pueyo u. a. 2006] PUEYO, Y. ; ALADOS, C. L. ; FERRER-BENIMELI, C.: Is the Analysis of Plant Community Structure Better than Common Species-Diversity Indices for Assessing the Effects of Livestock Grazing on a Mediterranean Arid Ecosystem? In: *Journal of Arid Environments* 64 (2006), S. 698–712
- [Puigdefábregas 2005] PUIGDEFÁBREGAS, J.: The Role of Vegetation Patterns in Structuring Runoff and Sediment Fluxes in Drylands. In: *Earth Surface Processes and Landforms* 30 (2005), S. 133–147
- [Puigdefábregas u. a. 1999] PUIGDEFÁBREGAS, J. ; SOLE, A. ; GUTIERREZ, L. ; DEL BARRIO, G. ; BOER, M.: Scales and Processes of Water and Sediment Redistribution in Drylands: Results from the Rambla Honda Field Site in Southeast Spain. In: *Earth-Science Reviews* 48 (1999), S. 39–70
- [Ray und Murray 1996] RAY, T.W. ; MURRAY, B.C.: Nonlinear Spectral Mixing in Desert Vegetation. In: *Remote Sensing of Environment* 55 (1996), S. 59–64
- [Röder 2005] RÖDER, A.: *A Remote Sensing Based Framework for Monitoring and Assessing Mediterranean Rangelands. Case Studies from Two Test Sites in Spain and Greece.*, Universität Trier, Dissertation, 2005

- [Richter u. a. 2005a] RICHTER, N. ; CHABRILLAT, S. ; KAUFMANN, H.: Preliminary Analysis for Soil Organic Carbon Determination from Spectral Reflectance in the Framework of the EU Project DeSurvey. In: RÖDER, A. (Hrsg.) ; HILL, J. (Hrsg.): *Proceedings of the 1st International Conference on Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and Monitoring of Land Degradation and Desertification*. Trier, 2005
- [Richter u. a. 2005b] RICHTER, R. ; MÜLLER, A. ; HABERMAYER, M. ; DECH, S. ; SEGL, K. ; KAUFMANN, H.: Spectral and Radiometric Requirements for the Airborne Thermal Imaging Spectrometer ARES. In: *International Journal of Remote Sensing* 26 (2005), Nr. 15, S. 3149–3162
- [Richter und Schläpfer 2002] RICHTER, R. ; SCHLÄPFER, D.: Geo-Atmospheric Processing of Airborne Imaging Spectrometry Data, Part 2: Atmospheric / Topographic Correction. In: *International Journal of Remote Sensing* 23 (2002), Nr. 13, S. 2631–2649
- [Roberts u. a. 1998] ROBERTS, D.A. ; GARDNER, M. ; CHURCH, R. ; USTIN, S. ; SCHEER, G. ; GREEN, R.O.: Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains Using Multiple Endmember Spectral Mixture Models. In: *Remote Sensing of Environment* 65 (1998), S. 267–279
- [Roberts u. a. 1993] ROBERTS, D.A. ; SMITH, M.O. ; ADAMS, J.N.: Green Vegetation, Nonphotosynthetic Vegetation, and Soils in AVIRIS Data. In: *Remote Sensing of Environment* 44 (1993), S. 255–269
- [Roessner u. a. 2001] ROESSNER, S. ; SEGL, K. ; HEIDEN, U. ; KAUFMANN, H.: Automated Differentiation of Urban Surfaces Based on Airborne Hyperspectral Imagery. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 39 (2001), Nr. 7, S. 1525–1532. – auch als IGARSS: Segl 2000
- [Rubio und Bouchet 1998] RUBIO, J.L. ; BOUCHET, E.: Desertification Indicators as Diagnostic Criteria for Desertification Risk Assessment in Europe. In: *Journal of Arid Environments* 39 (1998), S. 113–120
- [Salisbury u. a. 1994] SALISBURY, J. W. ; WALD, A. ; D'ARIA, D.M.: Thermal-Infrared Remote Sensing and Kirchhoff's Law 1. Laboratory Measurements. In: *Journal of Geophysical Research* 99 (1994), S. 11897–11911
- [Savitzky und Golay 1964] SAVITZKY, A. ; GOLAY, M.J.E: Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures. In: *Analytical Chemistry* 36 (1964), S. 1627–1639
- [Schott 1997] SCHOTT, J.R.: *Remote Sensing. The Image Chain Approach*. New York, Oxford : Oxford University Press, 1997

- [Schowengerdt 1997] SCHOWENGERDT, R.A.: *Remote Sensing. Models and Methods for Image Processing*. Second Edition. San Diego, London : Academic Press, 1997
- [Segl u. a. 2003] SEGL, K. ; ROESSNER, S. ; HEIDEN, U. ; KAUFMANN, H.: Fusion of Spectral and Shape Features for Identification of Urban Surface Cover Types Using Reflective and Thermal Hyperspectral Data. In: *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 58 (2003), S. 99–112
- [Serrano u. a. 2002] SERRANO, L. ; PEÑUELAS, J. ; USTIN, S.L.: Remote Sensing of Nitrogen and Lignin in Mediterranean Vegetation from AVIRIS Data: Decomposing Biochemical from Structural Signals. In: *Remote Sensing of Environment* 81 (2002), S. 355–364
- [Settle 2002] SETTLE, J.J.: On Constrained Energy Minimization and the Partial Unmixing of Multispectral Images. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40 (2002), S. 718 – 721
- [Settle 2005] SETTLE, J.J.: On the Residual Term in the Linear Mixture Model and Its Dependence on the Point Spread Function. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43 (2005), Nr. 2, S. 398–401
- [Settle 2006] SETTLE, J.J.: On the Effect of Variable Endmember Spectra in the Linear Mixture Model. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44 (2006), Nr. 2, S. 389–396
- [Shimabukuro und Smith 1991] SHIMABUKURO, Y.E. ; SMITH, J.A.: The Least-Squares Mixing Models to Generate Fraction Images Derived from Remote Sensing Multispectral Data. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 29 (1991), Nr. 1, S. 16–20
- [Sims und Gamon 2002] SIMS, D.A. ; GAMON, J.A.: Relationship Between Leaf Pigment Content and Spectral Reflectance Across a Wide Range of Species, Leaf Structures and Developmental Stages. In: *Remote Sensing of Environment* 81 (2002), S. 337–354
- [Smith u. a. 1990a] SMITH, M. O. ; USTIN, S. L. ; ADAMS, J. B. ; GILLESPIE, A. R.: Vegetation in Deserts: I - A Regional Measure of Abundance from Multispectral Images. In: *Remote Sensing of Environment* 31 (1990), S. 1–26
- [Smith u. a. 1990b] SMITH, M. O. ; USTIN, S. L. ; ADAMS, J. B. ; GILLESPIE, A. R.: Vegetation in Deserts: II. Environmental Influences on Regional Abundance. In: *Remote Sensing of Environment* 31 (1990), S. 27–52
- [Solberg 2000] SOLBERG, R.: A New Method for Sub-Pixel Snow-Cover Mapping using Hyperspectral Imagery - First Results. In: *Proceedings of EARSeL-SIG-Workshop Land Ice and Snow, Dresden, 2000*

- [Solé-Benet u. a. 1997] SOLÉ-BENET, A. ; CALVO, A. ; CERDÀ, A. ; LÁZARO, R. ; PINI, R. ; BARBERO, J.: Influences of Micro-Relief Patterns and Plant Cover on Runoff Related Processes in Badlands from Tabernas (SE Spain). In: *Catena* 31 (1997), S. 23–38
- [Song 2005] SONG, C.: Spectral Mixture Analysis for Subpixel Vegetation Fractions in Urban Environment: How to Incorporate Endmember Variability? In: *Remote Sensing of Environment* 95 (2005), S. 248–263
- [Stellmes u. a. 2005] STELLMES, M. ; SOMMER, S. ; HILL, J.: Use of the NOAA AVHRR NDVI-Ts Feature Space to Derive Vegetation Cover Estimates from Long Time Series for Determining Regional Vegetation Trends in the Mediterranean. In: RÖDER, A. (Hrsg.) ; HILL, J. (Hrsg.): *Proceedings of the 1st International Conference on Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and Monitoring of Land Degradation and Desertification*. Trier, 2005
- [Talsky 1994] TALSKY, G.: *Derivative Spectrophotometry*. Weinheim : VCH Verlagsgesellschaft, 1994
- [Thenkabail u. a. 2004] THENKABAIL, P.S. ; ENCLONA, E.A. ; ASHTON, M.S. ; VAN DER MEER, V.: Accuracy Assessments of Hyperspectral Waveband Performance for Vegetation Analysis Applications. In: *Remote Sensing of Environment* 91 (2004), S. 354–376
- [Theseira u. a. 2003] THESEIRA, M.A. ; THOMAS, G. ; TAYLOR, J.C. ; GEMMELL, F. ; VARJO, J.: Sensitivity of Mixture Modelling to End-Member Selection. In: *International Journal of Remote Sensing* 24 (2003), Nr. 7, S. 1559–1575
- [Thomas und Middleton 1994] THOMAS, D.S.G. ; MIDDLETON, N.J.: *Desertification – Exploding the Myth*. London : John Wiley and Sons, 1994
- [Thornes 1996] THORNES, J.B.: Introduction. In: BRANDT, C.J. (Hrsg.) ; THORNES, J.B. (Hrsg.): *Mediterranean Desertification and Land Use*. Chichester, New York : John Wiley and Sons, 1996
- [Tirado und Pugnaire 2003] TIRADO, R. ; PUGNAIRE, F.I.: Shrub Spatial Aggregation and Consequences for Reproductive Success. In: *Oecologia* 136 (2003), Nr. 2, S. 296–301
- [Tompkins u. a. 1997] TOMPKINS, S. ; MUSTARD, J. F. ; PIETERS, C. M. ; FORTSYTH, D. W.: Optimization of Endmembers for Spectral Mixture Analysis. In: *Remote Sensing of Environment* 59 (1997), S. 472–489
- [Townshend u. a. 2000] TOWNSHEND, J.R.G. ; HUANG, C. ; KALLURI, S.N.V. ; DEFRIES, R.S. ; LIANG, S.: Beware of Per-Pixel Characterization of Land Cover. In: *International Journal of Remote Sensing* 21 (2000), Nr. 4, S. 839–843

- [Tsai und Philpot 1998] TSAI, F. ; PHILPOT, W.: Derivative Analysis of Hyperspectral Data. In: *Remote Sensing of Environment* 66 (1998), S. 41–51
- [UNEP 2006] UNEP: *Don't Desert Drylands! Facts about DesertS and Desertification*. [http://www.unep.org/wed/2006/downloads/PDF/FactSheetWED2006\\_eng.pdf](http://www.unep.org/wed/2006/downloads/PDF/FactSheetWED2006_eng.pdf). 2006
- [Ustin u. a. 2005] USTIN, S.L. ; JACQUEMOUD, S. ; PALACIOS-ORUETA, A. ; LI, L. ; WHITING, M.L.: Remote Sensing Based Assessment of Biophysical Indicators for Land Degradation and Desertification. In: RÖDER, A. (Hrsg.) ; HILL, J. (Hrsg.): *Proceedings of the 1st International Conference on Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and Monitoring of Land Degradation and Desertification*. Trier, 2005
- [Vaiphasa 2006] VAIPHASA, C.: Consideration of Smoothing Techniques for Hyperspectral Remote Sensing. In: *International Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 60 (2006), Nr. 2, S. 91–99
- [Van Der Meer 1999] VAN DER MEER, F.: Iterative Spectral Unmixing (ISU). In: *International Journal of Remote Sensing* 20 (1999), Nr. 17, S. 3431–3436
- [Van Der Meer 2006] VAN DER MEER, F.: Indicator Kriging Applied to Absorption Band Analysis in Hyperspectral Imagery: A Case Study from the Rodalquilar Epithermal Gold Mining Area, SE Spain. In: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 8 (2006), S. 61 – 72
- [Weltz u. a. 1998] WELTZ, M.A. ; KIDWELL, M.R. ; FOX, H.D.: Influence of Abiotic and Biotic Factors in Measuring and Modeling Soil Erosion on Rangelands: State of Knowledge. In: *J. Range Management* 51 (1998), S. 482–495
- [White u. a. 2002] WHITE, H.P. ; DEGUISE, J.C. ; SCHWARZ, J. ; HITCHCOCK, R. ; STAENZ, K.: Defining Shaded Spectra by Model Inversion for Spectral Unmixing of Hyperspectral Datasets - Theory and Preliminary Application. In: *Proceedings of IGARSS Bd. 2, 2002*, S. 989– 991
- [Winter 1999] WINTER, M.E.: Fast Autonomous Spectral End-member Determination in Hyperspectral Data. In: *Thirteenth International Conference on Applied Geologic Remote Sensing, 1999*. – <http://www.higp.hawaii.edu/winter/NFINDR/VancN-FINDR.PDF>
- [Winter u. a. 2003] WINTER, M.E. ; LUCEY, P.G. ; STEUTEL, D.: Examining Hyperspectral Unmixing Error Reduction due to Stepwise Unmixing. In: SHEN, S.S. (Hrsg.) ; LEWIS, P. E. (Hrsg.): *Proceedings SPIE, Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery IX*. Bd. 5093, 2003, S. 280–289

- [Xiao und Moody 2005] XIAO, Jingfeng ; MOODY, Aaron: A Comparison of Methods for Estimating Fractional Green Vegetation Cover within a Desert-to-Upland Transition Zone in Central New Mexico, USA. In: *Remote Sensing of Environment* 98 (2005), S. 237–250
- [Zarco-Tejada u. a. 2005] ZARCO-TEJADA, P. J. ; BERJON, A. ; LOPEZ-LOZANO, R. ; MILLER, P. ; CACHORRO, V. ; GONZALEZ, M. R. ; FRUTOS, A. de: Assessing Vineyard Condition with Hyperspectral Indices: Leaf and Canopy Reflectance Simulation in a Row-Structured Discontinuous Canopy. In: *Remote Sensing of Environment* 99 (2005), S. 271–287
- [Zhang u. a. 2004] ZHANG, J. ; RIVARD, B. ; SANCHEZ-AZOFEIFA, A.: Derivative Spectral Unmixing of Hyperspectral Data Applied to Mixtures of Lichen and Rock. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42 (2004), Nr. 9, S. 1934–1940

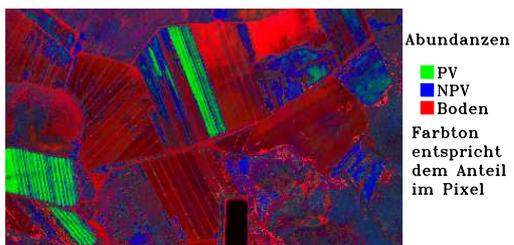
# A. Weitere Datenprodukte von $\mu$ MESMA

In diesem Anhang soll in knapper Form eine Übersicht über die Datenprodukte  $\mu$ MESMA gegeben werden. Hierzu dienen die Tabelle A.1 (allgemeine Übersicht) und Tabelle A.2 (bio- / geophysikalische Indices). In den Abbildungen A.1 (Abundanzen und Klassifikationen), Abb. A.2 (Indices für Bodenminerale) und Abb. A.3 (perspektivische Visualisierung) sind ausgewählte Beispiele für Datenprodukte illustrativ dargestellt.

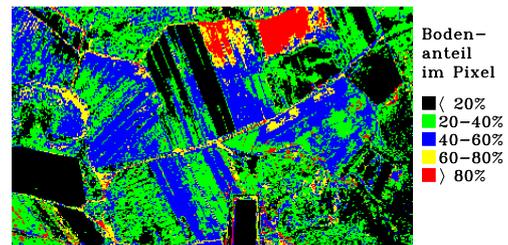
In Abb. A.4 wird weiterhin ein Beispiel zur Entmischung von HYPERION-Daten für den Untersuchungsraum präsentiert. Die zu Vergleich dargestellte HyMap-Szene entspricht einem ähnlichen phänologischen Zeitpunkt, allerdings ein Jahr später (Mai 2004). Die an den Sensor angepasste Vorprozessierung der Daten wird in Annex B skizziert. Der Einfluss des verschlechterten SNRs sowie die Anpassung der Methodik werden in Kap. 6.3.3 knapp angesprochen. Die Abhängigkeit der EM-Detektion von der größeren GSD bleibt noch zu untersuchen. Eine vollständige Validierung kann nicht erfolgen, da keine Boden-Referenzdaten zum Aufnahmezeitpunkt erhoben wurden.

Wie in Abb. A.4 (b) dargestellt, konnten für das gesamte Gebiet nur drei Boden-EM detektiert werden. Die Differenzierung der Böden erfolgt maßgeblich durch die Tiefe der Tonabsorptionsbande im stark verrauschten SWIR2-Bereich. Durch die Savitzky-Golay-Filterung ist dieses Merkmal dennoch eingeschränkt nutzbar. Hierdurch wird die überwiegend korrekte Kartierung der größeren Bodeneinheiten in Abb. (b) möglich.

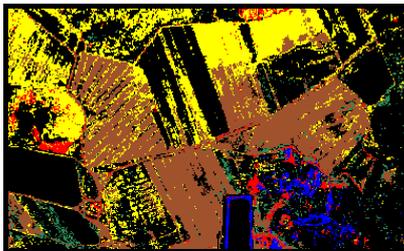
Da keine Terrainkorrektur erfolgt, weisen alle steilen nordexponierten Schatthänge in Abb. A.4 (c) eine zu geringe Albedo auf. Im Zuge der Entmischung wird diesen Bereichen ein EM mit niedriger Gesamtalbedo zugeordnet, was am ehesten einem PV-EM entspricht. Die Folge ist eine tendenzielle Überschätzung der PV-Bedeckung, die NPV- und Bodenabundanzen werden zumeist unterschätzt. Insgesamt können die Entmischungsergebnisse für HYPERION als plausibel angesehen werden, doch die Validierung der absoluten Genauigkeit ist noch offen.



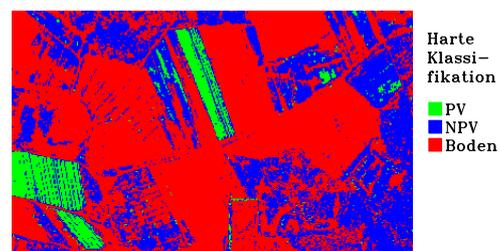
(a) Abundanz aller Klassen (stetige Darstellung)



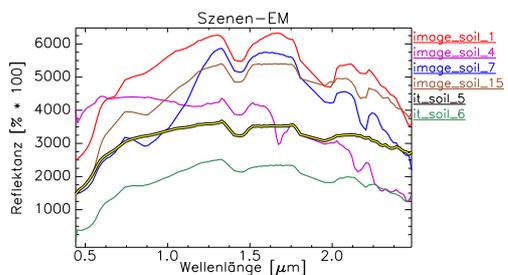
(b) Boden-Abundanz (in 5 Wertebereiche eingeteilt)



(c) Karte der Boden-EM (Legende siehe Abb. 7.23)



(d) Harte Klassifikation (Klasse mit höchster Bedeckung)



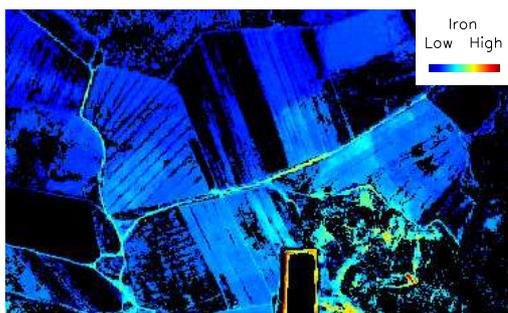
(e) Spektren der Boden-EM in (c). (Legende siehe Abb. 7.23)

Abbildung A.1: Beispiele für Datenprodukte von  $\mu\text{MESMA}$ . Datenbasis: HyMap-Szene Frühjahr 2004.

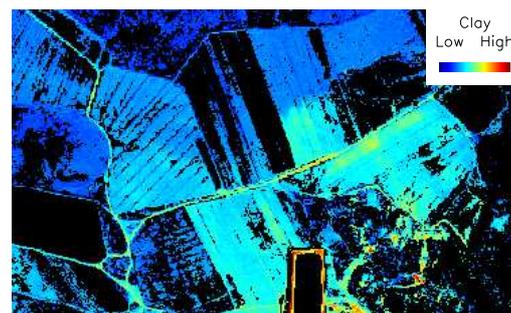
Tabelle A.1: Übersicht über die Datenprodukte von  $\mu$ MESMA

Produkt	Beispiel	Art des Produkts	
Klassifizierte Bild-EM-Spektren	Abb. 7.12, S. 159	SB	S
Bedeckungsgrade von PV, NPV und Boden	Abb. 7.23 (c), (d), S. 179	B	S
Subpixel-Klassifikation (verwendete EM)	Abb. 7.23 (a), S. 179	B	S
Zuverlässigkeit der Entmischung	Abb. 7.20 (e), S. 174	B	S
Bedeckungsgrade von PV, NPV und Boden, um den lokalen Einfallswinkel empirisch korrigiert	Abb. 7.20 (d), S. 174	B	O*
Bedeckungsgrade von PV, NPV und Boden, um die Schattenkomponente korrigiert	–	B	O**
Lokaler Einfallswinkels	Abb. 7.16, S. 168	B	O
Modellierungs-RMS-Fehler	–	B	O
Residualspektren	–	B	O
Pixel-Klassifikation (Klasse mit höchstem Bedeckungsgrad)	Abb. A.1 (d), S. 217	B	O
Dominanter Boden-EM in Nachbarschaft	–	B	O
Bio- / geophysikalische Indices (s. Tab. A.2)	Abb. A.2, S. 218	B	O***

SB: Spektralbibliothek; B: Bildprodukt (Georeferenzierung und Legende im Standard-ENVI-Format); S: Standardprodukt; O: Optional; \*: bei Angabe empirischer Vegetationsparameter; \*\*: bei Verwendung einer Schattenkomponente; \*\*\*: Zusätzlich Ausmaskierung von Bereichen mit zu geringer Bedeckung.



(a) Relativer Eisengehalt im Oberboden.

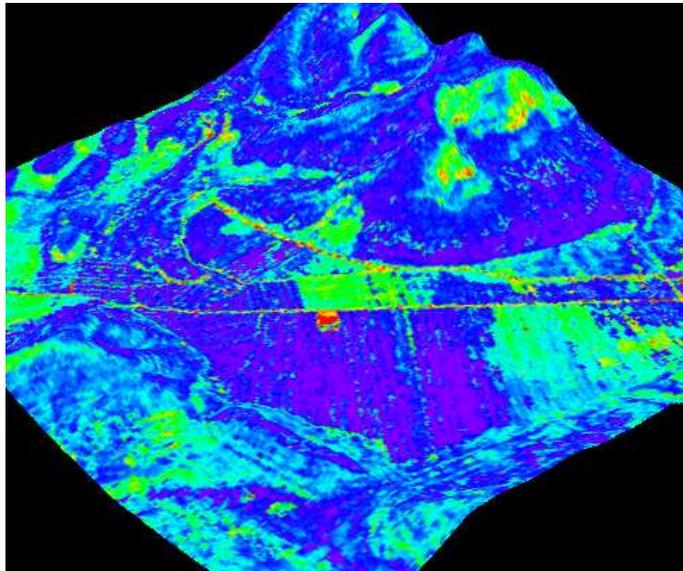


(b) Relativer Tongehalt im Oberboden.

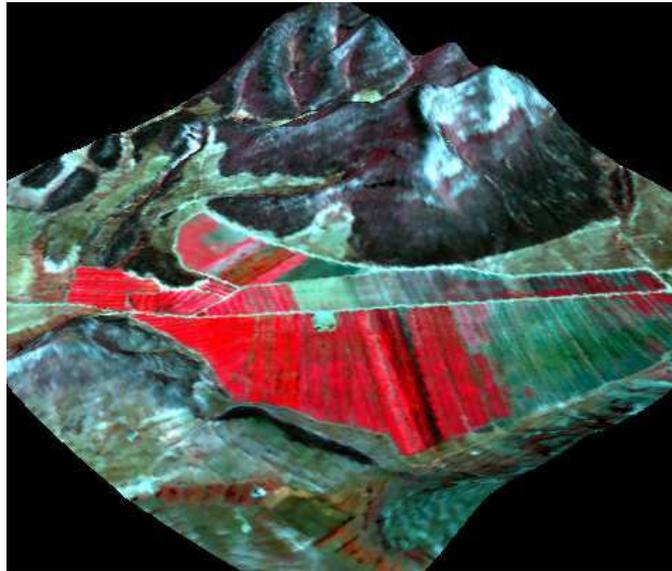
Abbildung A.2: Beispiele für Karten der *relativen* Anteile von Bodenmineralen. Eine *absolute* Quantifizierung erfordert die Verwendung von Regressionsmodellen. Bereiche mit Vegetationsbedeckung über 30% sind ausmaskiert. Datenbasis: HyMap-Szene Frühjahr 2004.

Tabelle A.2: Für Trockengebiete relevante und in  $\mu$ MESMA implementierte Indices. Die hier aufgelisteten sowie weitere Indices sind mittlerweile Bestandteil der Methodensammlung 'AS-Toolbox' (Dorigo und Bachmann (2006)).

Index		Referenz
CAI	Cellulose Absorption Index	Nagler u. a. (2003)
PRI	Photochemical Reflectance Index	Gamon u. a. (1997)
mND705	modified Normalized Difference-Indices	Sims und Gamon (2002)
MCARI x	versch. Versionen des Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index	Haboudane u. a. (2004)
DGVI x	versch. Versionen des Derivative-based Green Vegetation Index	Chen u. a. (1998)
NDNI	Normalized Difference Nitrogen Index	Serrano u. a. (2002)
NDNI	Normalized Difference Lignin Index	Serrano u. a. (2002)
DWSI x	versch. Versionen des Disease Water Stress Index	Apan u. a. (2004)
SWIRVI	SWIR-Vegetation-Index	Lobell u. a. (2001)
SWIRLI	SWIR-Litter-Index	Lobell u. a. (2001)
SWIRSI	SWIR-Soil-Index	Lobell u. a. (2001)
NDWI	Normalized Difference Water Index	Gao (1996)
mIR-NDWI	Mid Infrared Normalized Difference Water Index	Gao (1996)
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index	Huete (1988)
RedEdge	Lage der 'RedEdge' (Wendepunkt)	-
clay	Tiefe der Tonabsorption um 2,20 $\mu m$	-
iron	Tiefe und Lage des Minimums der Eisenabsorption zwischen 0,76 und 1,17 $\mu m$	-
carbonate	Tiefe und Lage des Minimums der Carbonatabsorption zwischen 2,30 und 2,35 $\mu m$	-



(a) Bodenanteil im Pixel für den Bereich um den Cerro Blanco

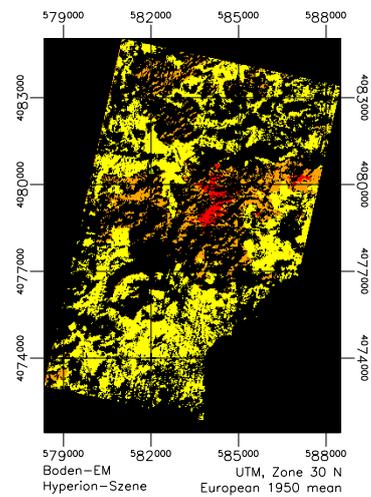


(b) CIR-Darstellung des Bereichs um den Cerro Blanco

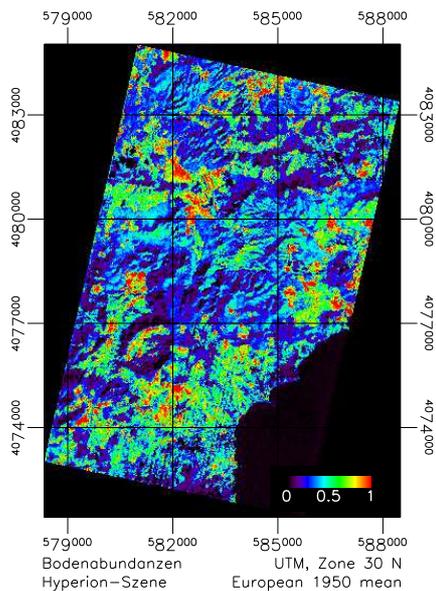
Abbildung A.3: Perspektivische Visualisierung der Entmischungsergebnisse. Nicht-lineare Skalierung der Abundanzen in (a) zur besseren Illustration. Datenbasis: HyMap-Szene Frühjahr 2004.



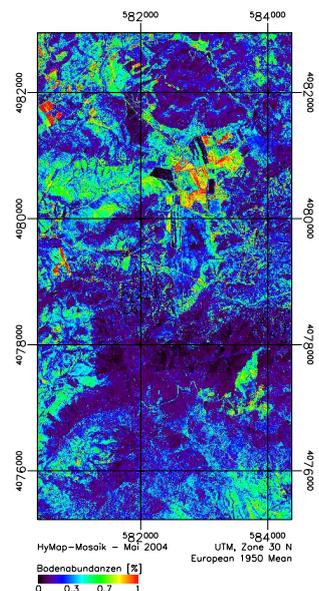
(a) HYPERION-Datensatz von 'Cabo de Gata', CIR-Darstellung. Datensatz Atmosphärenkorrigiert, ohne Terrain- und Geokorrektur.



(b) Karte der aus HYPERION-Daten abgeleiteten Boden-EM. Bereiche > 30% Vegetat.bedeckung ausmaskiert.



(c) Bodenabundanz aus HYPERION-Daten.



(d) Zum Vergleich: Bodenabundanzwerte aus HyMap-Daten. Abdeckung eines Teilbereichs von (c).

Abbildung A.4: Beispiel zur Entmischung von HYPERION-Daten. Siehe Text für Erklärungen.

## B. Vorprozessierung der Bilddaten und Feldspektrometermessungen

In dem folgenden Kapitel sollen in knapper Form nähere Erläuterungen zur Datenprozessierung gegeben werden. Dies ist zwar kein eigenständiger Teil der vorgestellten Methodik, aber hinsichtlich der Bewertung der Ergebnisse von Relevanz.

### Orthoreferenzierung

Alle Bilddaten wurden parametrisch georeferenziert, wobei das Softwaremodul ORTHO (Müller u. a. (2005b)) als Bestandteil der DIMS-AIROS-Produktkette genutzt wurde (Habermeyer u. a. (2005); Bachmann u. a. (2007a)).

Die Georeferenzierung erfolgte automatisch anhand der aufgezeichneten Fluglagedaten (Position, Nicken, Gieren, Rollen für jede Scanline), welche die Rückrechnung auf Sensor-Position und Blickwinkel für jedes Bildelement ermöglichen. Als Zielsystem wurde das UTM-Koordinatensystem, Zone 30 Nord, unter Verwendung des 'European 1950 mean' - Datums gewählt.

Als Eingangsdaten wurden neben den gefilterten Fluglagedaten, den Korrekturwinkeln der inneren Orientierung (Boresight-Winkel) zwischen Sensor und inertialem Messsystem (IMU) sowie ein Geländemodell mit 10m \* 10m Auflösung verwendet. Dieses durch die Junta de Andalucía (Junta de Andalucía (2005)) zur Verfügung gestellte DEM basiert auf Luftbildbefliegungen und erwies sich als gut geeignet hinsichtlich der Orthorektifizierung und nachfolgender Terrainkorrektur. Eine frühere Prozessierung unter Verwendung eines ERS1/2-Tandem DEMs mit 25m \* 25m Auflösung wurde auf Grund von Artefakten in den prozessierten Daten verworfen.

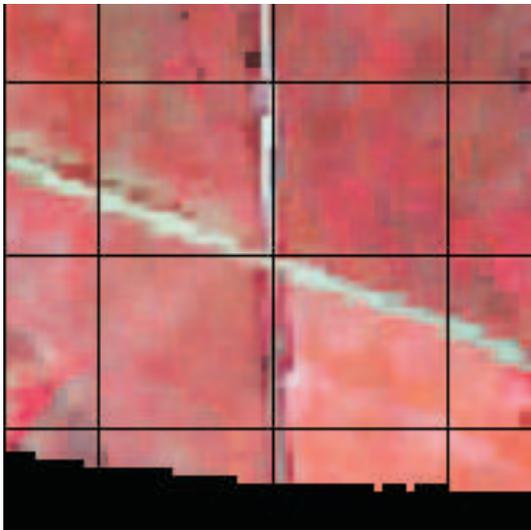
### Evaluierung der Geometrie

Die erzielte Genauigkeit wurde sowohl relativ (Bild zu Bild) als auch absolut (Bild zu Karte) validiert. Die relativen Lagefehler liegen auch in stark reliefiertem Terrain deutlich unter 4 Pixel in x- und y-Richtung (entsprechend maximal 20m in jede Richtung); systematische Lagefehler traten nicht auf. Der mittlere Lagefehler im Überlappungsbereich zweier Flugstreifen eines Jahres als auch zwischen den Jahren kann mit  $\pm 7,5m$  bei einer GSD von 5m angegeben werden (vgl. Abb. B.1).

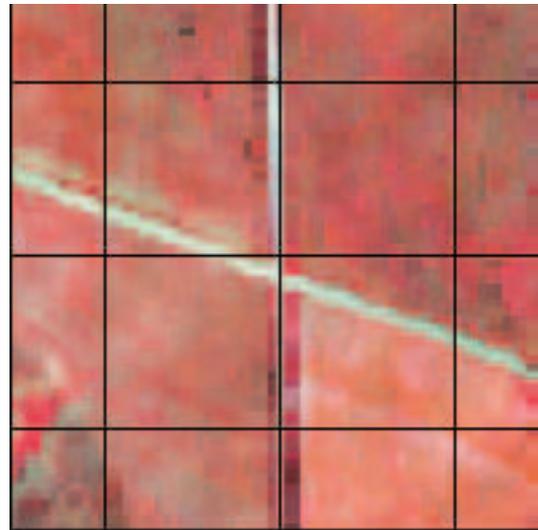
Die Abweichungen zu digitalisierten Karten mit Maßstab 1:50.000 liegen ebenso im Bereich unterhalb von 20 Metern. Auf Grund der starken Reliefierung des Gebiets und der im Vergleich zur GSD um den Faktor 2 größeren DEM-Auflösung entspricht dies auch der erwarteten Genauigkeit.



(a) Lage des Testausschnitts im Überlappungsbereich der Flugstreifen



(b) Frühjahr 2004, Flugstreifen 2



(c) Frühjahr 2004, Flugstreifen 3



(d) Sommer 2004, Flugstreifen 2



(e) Sommer 2004, Flugstreifen 3

Abbildung B.1: Evaluierung der relativen Georeferenzierung. GSD: 5m, Referenzgitterweite: 110m.

### **Anmerkungen zum geometrischen Resampling**

Im Zuge der Geometriekorrektur erfolgt eine Transformation vom Bildkoordinatensystem in ein durch die Kartenprojektion festgelegtes 'Echtwelt'-Koordinatensystem sowie die Umrechnung auf eine einheitliche Pixelgröße, was mit einer Neuberechnung (Resampling) der Pixel verbunden ist.

Resampling mittels bilinearer (BL) und kubischer Interpolation ('cubic convolution', CC) ergeben zwar im Vergleich mit Nearest Neighbour (NN) einen besseren Bildeindruck, führen aber an den Grenzen diskreter Bildobjekte zu Mischspektren, da die spektralen Eigenschaften der umliegenden Oberflächen gewichtet in das neu zu berechnende Pixel mit einfließen. Konsequenzen liegen in der Reduzierung 'reiner' Pixel für die EM-Ableitung, sowie in der Verfälschung der thematischen Auswertung betroffener Pixel. Die Korrektur der durch Resampling entstandenen Mischspektren ist nachträglich kaum möglich, da diese Fehler nicht systematisch sind, und zu ihrer Korrektur die komplette Transformationsmatrix der Geometriekorrektur notwendig ist.

Ein Beispiel für diese Effekte ist in Abb. B.2 dargestellt. Während sich bilinear und bikubisch um max. 0,5 % unterscheiden, ist ein deutlicher Unterschied zu NN sowohl in der absoluten Lage als auch in der spektralen Signatur erkennbar. In diesem Beispiel wird die spektrale Signatur der Straße durch CC-Interpolation zur Mischsignatur '*Straße - umliegende Felder*', was sowohl in der generellen Absenkung der Albedo als auch in der geringeren Absorptionstiefe um  $2,17 \mu\text{m}$  ersichtlich ist. Durch diese Reduzierung des spektralen Kontrasts eines kleinen Objekts vor größerem Hintergrund wird das Spektrum folgerichtig nicht mehr als 'spektral extrem' erkannt, was eine direkte Auswirkung auf die Anwendbarkeit von 'Reinheitsmaßen' zur EM-Auswahl hat. Daher sollte für alle Prozessierungsschritte möglichst eine NN-Interpolation Verwendung finden.

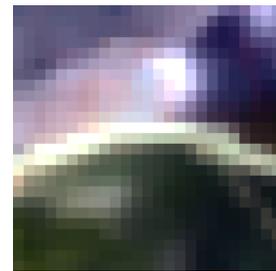
### **Korrektur der Radiometrie**

Alle HyMap-Daten wurden von HyVista bereits systemkorrigiert als Strahldichten am Sensor geliefert (Cocks u. a. (1998)). Zur Verbesserung der Laborkalibrierung aller verwendeten HyMap-Szenen erfolgte im Zuge der Atmosphärenkorrektur zusätzlich eine 'Inflight-Calibration' mit dem entsprechenden Modul in ATCOR (Richter und Schläpfer (2002)). Die Basis hierzu stellen die zeitgleich zu den Überflügen durchgeführten Feldspektromettermessungen von Referenzflächen dar.

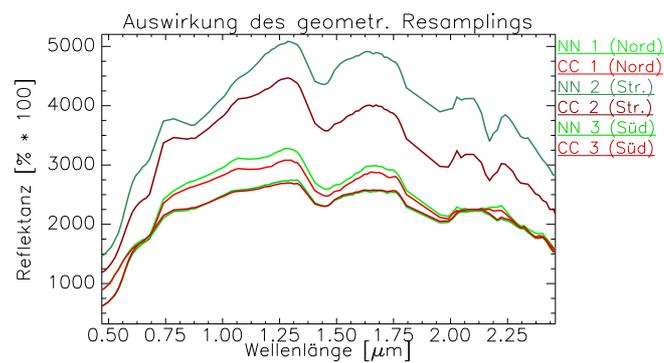
Für die vorliegenden Szenen wurde eine spektral homogene Schotterfläche gewählt, welche zudem groß (30 \* 20 Bildpixel) und leicht erhöht und somit im Zentrum frei von Einstrahlung aus der Umgebung ist (Abb. B.5). Allerdings weist diese Fläche selbst Absorptionsbanden auf, welche aber durch die Feldmessungen gut charakterisiert werden konnten. Als weitere Vergleichsflächen zur Abschätzung der Kalibration wurden zusätzlich noch Feldmessungen von zwei Sandstränden und einem unbedeckten Ackerboden herangezogen.



(a) Resampling mit Nearest Neighbour (NN)



(b) Resampling mit Cubic Convolution (CC)



(c) Spektren der Schotterstraße (Str.) in der Bildmitte von (a) und (b), sowie 2 Pixel nördlich und südlich der Straße

Abbildung B.2: Auswirkung des geometrischen Resamplings auf spektrale Eigenschaften

Hieraus wurden für jedes Band eine Anpassung der Verstärkung (Gain-Faktoren) vorgenommen, und auf alle Flugstreifen desselben Überflugs angewendet und anschließend für diese anderen Flugstreifen validiert. Ein Beispiel für einen Rekalibrationsdatensatz ist in Abb. B.3 dargestellt.

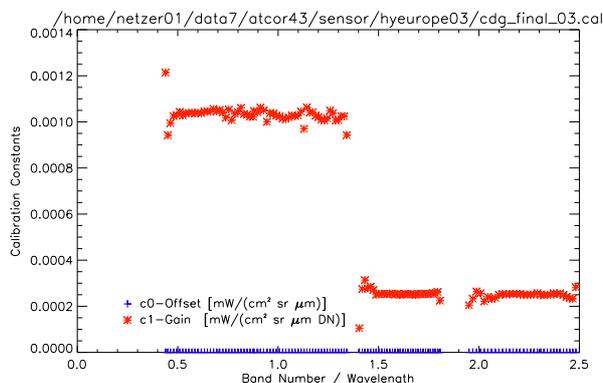


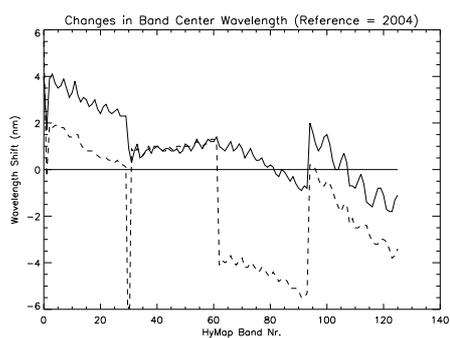
Abbildung B.3: Beispiel für aktualisierte Kalibrierkoeffizienten. Die Standardfaktoren für HyMap betragen 0,0010 resp. 0,0002.

### Spektrales Resampling

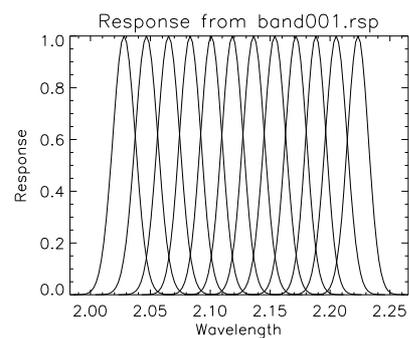
Zur Erstellung einer konsistenten Datenbasis bestehend aus HyMap-Überflügen sowie Feldspektrometermessungen ist eine Umrechnung auf eine gemeinsame spektrale Auflösung notwendig. Zusätzlich sind durch Neukalibration zwischen den Jahren auch die Zentrumswellenlängen der HyMap-Datensätze leicht verschoben, wie in Abb. B.4 dargestellt; die Zentrumswellenlängen der Überflüge vom Frühjahr und Sommer 2004 hingegen sind identisch und werden daher als Referenz der Datenbasis verwendet.

Für die Veränderung zwischen den Jahren ist innerhalb eines Detektorarrays das Auftreten eines Trends erkennbar. Mit Ausnahme eines Kanals im Übergangsbereich des 1. zum 2. Array der 2005er-Kalibration treten aber nur Verschiebungen von maximal 5nm (um Band 90) auf, wobei die FWHM in diesem Bereich  $\sim 13nm$  beträgt. Beim Vergleich von 2003 mit 2005 treten hingegen arrayweite Offsets in ähnlicher Größenordnung auf. Daher ist die Vergleichbarkeit der Datensätze, was Position und Tiefe extrem schmalbandiger Absorptionsmerkmale betrifft, leicht beeinträchtigt. Die für diese Arbeit relevanten Absorptionsbanden weisen aber durchweg FWHM-Breiten über 50nm auf und werden somit nicht beeinträchtigt.

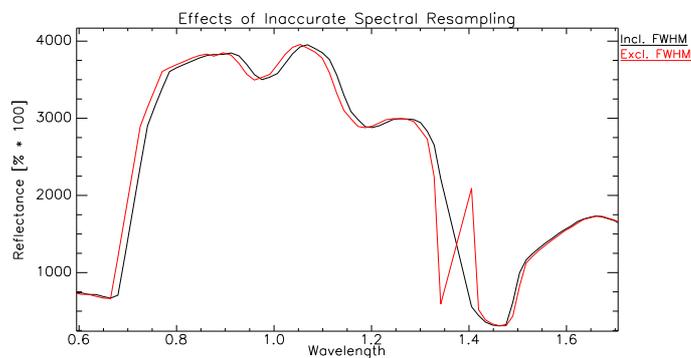
Das Resampling erfolgt durch die ENVI-Funktion unter Berücksichtigung der spektralen Sensor-Response-Funktion; diese wird durch die Zentrumswellenlänge sowie Bandbreite als FWHM parametrisiert. Dies ist insofern von Bedeutung, als bei HyMap zwar im VIS die FWHM den Abständen der Zentrumswellenlängen entsprechen, zu längeren Wellenlängen hin die FWHM aber größer als die Bandabstände werden.



(a) Veränderung der Zentrumswellenlängen. Durchgezogene Kurve: Differenz 2004 - 2003; Gestrichelte Kurve: Differenz 2004 - 2005.



(b) Beispiel für die spektralen Response-Funktionen von HyMap.



(c) Auswirkung vereinfachten spektralen Resamplings ohne Berücksichtigung der FWHM-Bandbreiten.

Abbildung B.4: Auswirkung veränderter Zentrumswellenlängen

Diese spektrale Überlappung von Kanälen beträgt z. B. im Frühjahr 2004 für Cabo de Gata  $\sim 15\%$  zwischen Kanal 102 und 103 (wobei  $\lambda_{Center102} = 2,0832\mu m$ ,  $\lambda_{Center103} = 2,1008\mu m$ ,  $Band\ Spacing_{Band102-103} = 0,0176\mu m$ ,  $FWHM_{102} = FWHM_{103} = 0,0203\mu m$ ).

Inakkurates Resampling kann weiterhin zu Verschiebungen der Wellenlängen und zu Artefakten führen. In Abb. B.4 ist ein HyMap Bildspektrum von 2005 mit und ohne Berücksichtigung der Bandbreiten dargestellt. Im Vergleich zur exakten Interpolation (incl. FWHM) und zu den Ausgangsdaten weist das interpolierte Spektrum ohne FWHM-Berücksichtigung Verschiebungen im Bereich der RedEdge um 15nm zu kürzeren Wellenlängen hin, im SWIR1 und SWIR2 (letzteres nicht dargestellt) um 10-15nm zu längeren Wellenlängen hin auf.

Zwischen  $1,34 - 1,40\mu m$  sind Artefakte der Interpolation als Störungen zu erkennen. Für alle vegetationskundlichen Anwendungen, welche auf Lage und Form der RedEdge basieren, ist diese Verschiebung des Spektrums als extrem kritisch einzuschätzen, da dieser Interpolationsfehler dem Spektralverhalten von Vegetation unter veränderten ungünstigen Wuchsbedingungen entspricht, und dadurch als Anzeichen von Vegetationsstress interpretiert werden könnte.

### Atmosphärenkorrektur

Als Bestandteil der Prozessierungskette am DLR wurde die Atmosphärenkorrektur mit ATCOR durchgeführt (Richter und Schläpfer (2002); Habermeyer u. a. (2005)). Dieser auf dem MODTRAN-Strahlungstransfermodell basierende physikalische Ansatz berechnet aus den Strahldichten am Sensor die objektspezifischen Reflexionswerte am Boden.

Hierzu sind die Korrektur von atmosphärischen Absorptions- und Streuungsprozessen, die Berücksichtigung der Aufnahme- und Einstrahlungsgeometrie (absolute Sonnen- und Sensorwinkel, Weglänge durch die Atmosphäre) sowie die Korrektur reliefbedingter Beleuchtungseffekte ('Terrain-Korrektur') und Einstrahleffekte aus der Nachbarschaft ('adjacency effect') notwendig. Für letzteres wurde wieder das Geländemodell mit  $10m * 10m$  Auflösung verwendet. Als Aerosol wurde nach Tests das 'ländliche' (rural) Aerosolmodell für alle Überflüge und Szenen gewählt, da trotz direkter Meeresnähe der Staubeintrag und somit dieser Aerosoltyp dominiert. Die weiterhin benötigte Abschätzung der optischen Dicke erfolgte für jede Szene separat, basierend auf den von ATCOR vorgeschlagenen Werten und nachfolgender manueller Überprüfung im SPECTRA-Modul von ATCOR. Die Abschätzung der über die Szene variablen Wasserdampfsäule erfolgte aus den Bilddaten selbst.

Da eine Terrain-Korrektur ohne gleichzeitige BRDF-Korrektur in steilen Bereichen zu Unter- und Überkorrektur neigt, empfiehlt sich die Anwendung einer empirischen BRDF-Korrektur. Hierzu wird ein Modell für alle Oberflächenklassen eingesetzt, da die oberflächenspezifische Korrektur nicht für Mischklassen erfolgen kann. Zur Evaluierung der nicht aus dem Bild ableitbaren ATCOR-BRDF-Parameter wurden Spek-

tren auf und beiderseits von Nord-Süd verlaufenden Graten mit ähnlicher Hangneigung und Vegetation verglichen. Unter der Prämisse, dass die Vegetation beiderseits des Grats und auf der Verebnung gleich zusammengesetzt ist, und nicht in Dichte und Zustand variiert, ist nach der Atmosphären-, Terrain- und BRDF-Korrektur ein ähnliches Spektrum zu erwarten. Bei falsch gesetzten BRDF-Parametern erfolgt eine Über- oder Unterkorrektur und somit deutliche Unterschiede in der Albedo sowie kleinere wellenlängenabhängige Effekte.

Obwohl von der BRDF-Korrektur für die verwendeten Datensätze nur rund 5% der Pixel eines Flugstreifens betroffen sind, hat dies deutliche Auswirkungen auf die EM-Ableitung mit SMACC, da nicht korrigierte Pixel ein deutlich 'extremes' Spektrum aufweisen, welches sich in einer generell höheren Albedo bis hin zur Sättigung in einigen Bändern darstellt.

### **Evaluierung der Atmosphärenkorrektur**

Zur Evaluierung der Atmosphärenkorrektur wurden primär die zur radiometrischen Nachkalibrierung verwendete Schotterfläche sowie die zugehörigen Feldspektromessungen verwendet. Weiterhin wurden homogene Bereiche innerhalb des Überlappungsbereichs zweier Flugstreifen zur Evaluierung der relativen Genauigkeit der Atmosphärenkorrektur genutzt. Die Ergebnisse sind beispielhaft in Abb. B.5 dargestellt.

Die Bildspektren aller 6 Überflüge über diese Testfläche stimmen bis auf Artefakte zwischen 2,0 bis 2,1  $\mu\text{m}$  in der Form des Spektrums sehr gut überein. Mit Ausnahme des Überflugs 2005 liegen alle Bildspektren zumeist innerhalb einer Standardabweichung der Feldmessungen 2004, und sind somit in den Grenzen der spektralen Variabilität dieser Oberfläche akkurat zueinander korrigiert. Da für 2005 keine Feldmessungen vorliegen, muss nach Betrachtung weiterer potentiell invarianter Flächen im Bild von einer Änderung der Gesamt-Albedo der Testfläche ausgegangen werden. Insgesamt entspricht auch die Atmosphärenkorrektur somit der zu erwartenden Qualität.

### **Vorprozessierung der Feldspektren**

Hierzu wurden zuerst die aufgezeichneten Spektren um die Absorptionscharakteristika des verwendeten Spektralons korrigiert. Für die Daten von Cabo de Gata erfolgte dieses bereits am GFZ vor der Auslieferung der Daten, für die zusätzlichen Calañas-Daten am DLR im Zuge der Vorprozessierung.

Anschließend erfolgte die Durchsicht, Mittelung und Benennung der typischerweise fünf Einzelspektren einer Objektmessung; atypische Spektren, welche auf Mess- oder Instrumentenfehler zurückzuführen sind, wurden hierbei eliminiert. Die gemittelten Spektren wurden anschließend um die Sprünge an den Übergängen der drei Einzelspektrometer des FieldSpec Pro korrigiert.

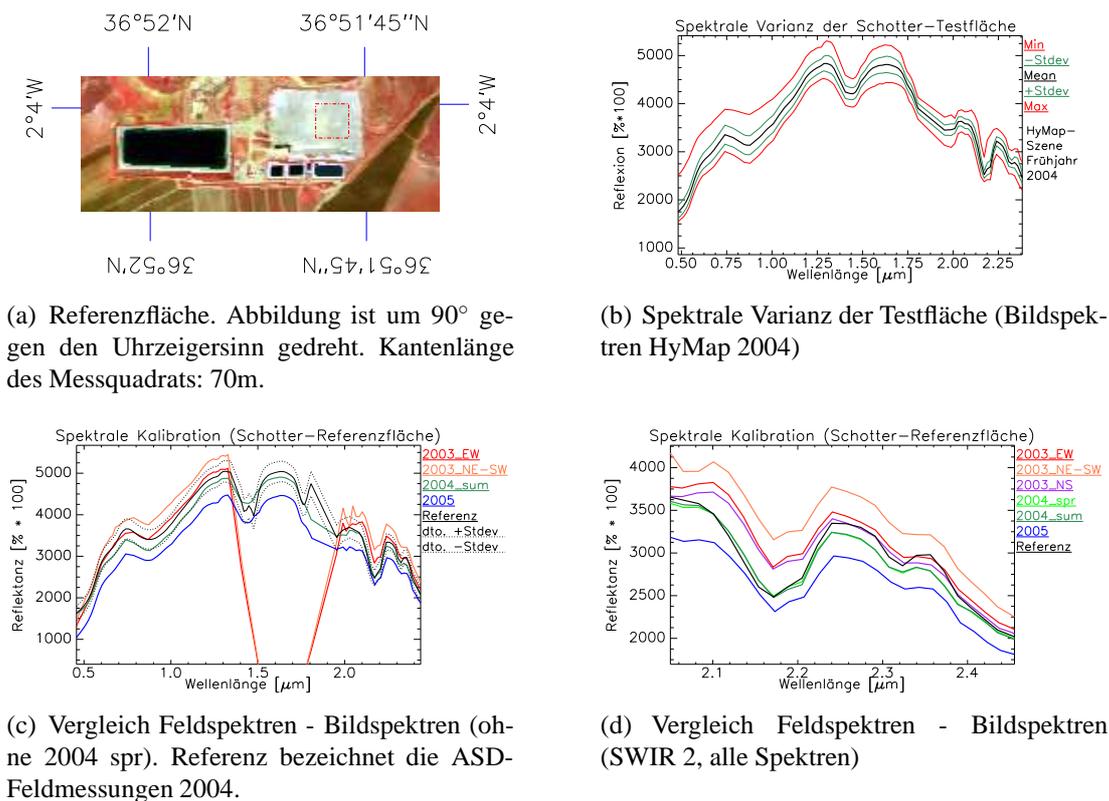


Abbildung B.5: Evaluierung der radiometrischen Kalibrierung und Atmosphärenkorrektur. Die Angaben EW und NE-SW entsprechen den Flugrichtungen 2003, 'spr' und 'sum' bezeichnen die Überflüge im Frühjahr und Sommer 2004. Das SWIR1-Array war 2003 am Tag des Überflugs defekt.

Die hierzu erstellte Software ist in Dorigo und Bachmann (2006) dokumentiert. Das Resampling der ASD-Kanäle auf die Zentrumswellenlängen und Bandbreiten der HyMap-Datensätze vom Mai 2004 erfolgte wie in Kap. B beschrieben.

### Prozessierung der HYPERION-Daten

Die in Annex A zur Verifikation der Übertragbarkeit von  $\mu$ MESMA verwendete HYPERION-Szene bedarf auf Grund des schlechteren SNR, Striping-Effekten des Pushbroom-Sensors sowie instabiler Kalibrierung mancher Kanäle einer erweiterten Vorprozessierung.

Im ersten Schritt fand die Entfernung aller verrauschten oder fehlerhaft kalibrierten Bänder statt, was eine Reduzierung von 220 auf 178 verwertbare Kanäle mit sich brachte. De-Striping erfolgte durch Anpassung der Bildspaltenstatistiken über einer homogenen Meeresoberfläche ohne spiegelnde Reflexion ('sunglint'); die Spaltenmittelwerte werden additiv an den Szenenmittelwert in diesem Bereich angepasst, und auf die ganze Szene angewendet.

Zur Atmosphärenkorrektur wurde wiederum ATCOR eingesetzt, und manuell eine Anpassung der Kalibrierung an die Szene durchgeführt, da die mitgelieferten Kalibrationsdaten sich als inakkurat herausstellten. Anschließend erfolgte eine Filterung im Spektralraum, da das Ergebnis weiterhin stark verrauscht war, und im wichtigen SWIR2 sonst unbrauchbar wäre. Diese in Abb. B.6 aufgezeigte Glättung erfolgt durch Savitzky-Golay-Filterung (halbe Filtergröße 10 Datenpunkte, Polynom 10. Grades).

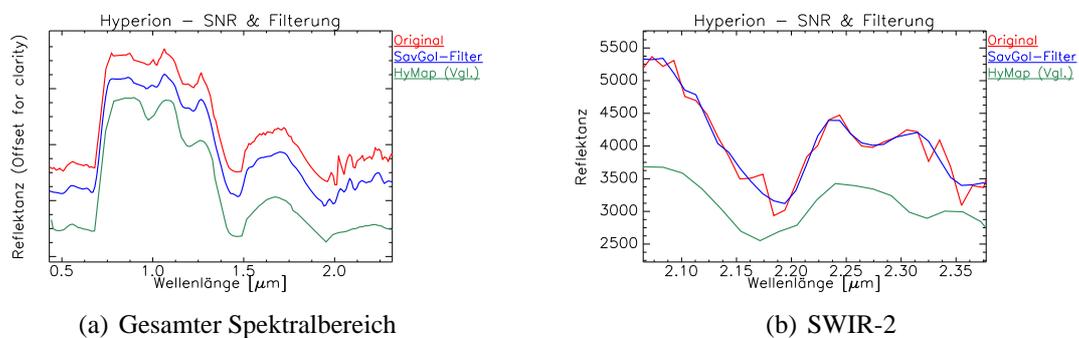


Abbildung B.6: Savitzky-Golay-Filterung von Hyperion-Daten. Ein vergleichbares HyMap-Spektrum ist zur Orientierung mit abgebildet.

## C. Nähere Betrachtung existierender MESMA-Ansätze

In diesem Anhang sollen die in Kap. 3.4.2 bereits angesprochenen MESMA-Ansätze näher betrachtet werden, und auf Besonderheiten ausführlicher eingegangen werden.

### **MESMA-Methodik nach Roberts u. a.**

Das Verfahren der MESMA-Entmischung wurde zuerst in Roberts u. a. (1998) beschrieben. In diesem fundamentalen Ansatz werden alle EM-Modelle für jedes Pixel berechnet, und anschließend das Modell mit dem geringsten Fehlerkriterium ausgewählt. Dieses Kriterium setzt sich zusammen aus dem geringsten RMS, physikalisch realistischen Abundanzen sowie dem Ausschluss von Modellen mit Abweichungen im Residuum in derselben 'Richtung' (i. e., Über- oder Unterschätzung der Albedo) in mehr als sieben aufeinander folgenden Bändern.

Dieses Verfahren wurde in mehreren Studien verwendet, um in Trockengebieten die Bedeckungsgrade von PV, NPV und Boden aus AVIRIS-Daten abzuleiten. Dennison und Roberts (2003a) untersuchen den Einfluss der Phänologie auf MESMA-Ergebnisse unter Verwendung von fünf multitemporalen AVIRIS-Szenen der küstennahen Chaparral im Umland von Santa Monica, USA. Das primäre Anliegen dieser Studie ist aber nicht die Ableitung von Bedeckungsgraden, sondern die *Klassifikation* durch MESMA. Die Autoren verwenden hierzu als EM-Klassen Bildspektren von vier für Chaparral typischen Spezies mit hoher Deckung, sowie die Sammelklassen 'Grünland' und 'vegetationsfreie Oberflächen'. Die in dieser Studie verwendete EM-Anzahl beträgt nach der EAR-basierten Auswahl 10 EM, wobei 4 der 10 Klassen durch 2 EM-Spektren repräsentiert sind. Die Genauigkeiten der Klassifikation auf *Artenniveau* lagen hierbei zwischen 74 und 90% (Kappa-Koeffizienten von 0,68 bis 0,87), wobei 26% der durch diese Klassen abgedeckten Bereiche nicht modelliert werden konnten.

Dieselbe Methodik wird auch in Okin u. a. (2001); Okin (2001) für semi-aride Grasländer verwendet. Auch hier werden Aspekte der Klassifikation zusätzlich zur Ermittlung von Bedeckungsgraden angesprochen. Als wichtigstes Ergebnis dieser Arbeiten ist hervorzuheben, dass mit MESMA der Vegetationstyp nur bestimmbar ist, wenn die Bedeckung über 30% liegt. Weitere Aspekte der Klassifikation mit MESMA sowie ein Vergleich mit anderen Verfahren werden auch in Dennison u. a. (2004) beschrieben.

In Dennison u. a. (2006) wird MESMA zur Ermittlung von Feuertemperaturen sowie zur Kartierung der umgebenden Bereiche aus hyperspektralen SWIR-Daten verwendet. Die Modellierung der Feuer erfolgt über Verwendung von EM, welche den emittierten Strahldichten von Bränden verschiedener Ausprägung und Temperatur entsprechen. Diese werden mit EM-Spektren kombiniert, welche den Strahldichten der reflektierten Solarstrahlung der umliegenden Bereiche entsprechen.

Ein weiteres Anwendungsgebiet der MESMA-Methodik nach Roberts u. a. wird in Ballantine u. a. (2005) beschrieben, wo dieses Verfahren zur Entmischung von MODIS-Zeitreihen für ganz Nordafrika erfolgreich durchgeführt wurde.

### **AutoSWIR - Verfahren nach Asner u. a.**

Ebenfalls für semi-aride Trockenländer wurde der Ansatz nach Asner u. a. entwickelt. Dieser ursprünglich als *AutoMCU* ('Automated Monte Carlo Unmixing') bezeichnete Ansatz wird bei alleiniger Verwendung des SWIR2-Bereichs als *AutoSWIR*, bei Hinzunahme von Bändern der RedEdge als *RE-SWIR2* bezeichnet (Asner und Lobell (2000); Asner und Heidebrecht (2002); Asner u. a. (2005)).

In diesem Monte-Carlo-Ansatz werden EM zufällig aus den Gruppen PV, NPV und Boden ausgewählt. In den verschiedenen Publikationen wird von einer Anzahl von rund 50 EM-Modellen pro Pixel ausgegangen, was der Kombination von knapp unter 4 EM pro Klasse entspricht. Die erhaltenen Abundanzen entsprechen den Autoren nach einer Normalverteilung, wobei der Mittelwert als Abundanz Verwendung findet, und die Standardabweichung eine Abschätzung der Zuverlässigkeit erlaubt. Bei nicht normierten EM kann die hohe spektrale EM-Variabilität zu einer großen Schwankungsbreite an Abundanzen führen.

Folglich ist eine Normierung ein wesentlicher Bestandteil des Ansatzes. Verwendet wird eine lineare Transformation, bei der jeder EM additiv auf seinen Reflexionswert bei  $2,03\mu\text{m}$  normiert wird. Ebenso wird bei Hinzunahme des Wellenlängenbereichs um  $0,70 - 0,73\mu\text{m}$  dieser auf  $0,70\mu\text{m}$  normiert (in diesem Fall als *RE-SWIR2* bezeichnet, vgl. Asner u. a. (2005)). Durch das additive Verfahren (als 'Tied EM' bezeichnet) bleiben Absorptionstiefen unverändert, Effekte der Gesamtalbedo werden reduziert. Wie in Kap. 5.2.3 dieser Arbeit angesprochen, kann die von Asner u. a. vorgeschlagene Normierung zu Problemen führen, wenn Böden ohne Tonabsorption auftreten.

Auch wird in diesem Ansatz eine Schattenkomponente verwendet, und als Rahmenbedingungen werden Abundanzen über -6% und unter 106% zugelassen. Zusätzlich werden alle Mischmodelle verworfen, bei denen der Gesamt-RMS-Fehler über 2,5% der Pixelreflektanz liegt oder in mehr als 7 aufeinander folgenden (AVIRIS-)Bändern höhere RMS-Fehler auftreten. Dieses Vorgehen entspricht dem oben genannten nach Roberts.

Eine weitere Besonderheit stellt die Fokussierung auf den SWIR2-Bereich dar, in welchem die Absorptionsbanden von Holozellulose und Ton dominieren. Die Entmischung dieses Wellenlängenbereichs wird folglich stark von diesen Bestandteilen beeinflusst, was nach Asner und Lobell (2000) als 'biogeophysikalische Entmischung' angesehen wird.

Die AutoSWIR-Methodik wurde mittlerweile in einer Vielzahl von Studien eingesetzt. Hervorzuheben sind die Artikel von Asner u. a. (2003), worin die Landdegradation argentinischer Grasländer auf Basis von Hyperion-Daten untersucht wurde, die Charakterisierung verschiedener Vegetationszonen auf Hawaii durch MESMA-Entmischung (Asner u. a. (2005)) sowie die erfolgreiche Übertragung der Methodik auf eine AVIRIS-Szene temperierter Nadelwälder (Lobell u. a. (2001)). In letzterer ließen sich durch die bei AutoSWIR verwendete Normierung auch EM von Trockenszenen mit Abstrichen in der Genauigkeit verwenden.

### **Verfahren nach Roessner und Segl**

Ein speziell für urbane Szenen mit einer Vielzahl an Materialien entwickelter iterativer Ansatz ist in Roessner u. a. (2001); Segl u. a. (2003) beschrieben, wobei die MESMA-Entmischung um eine räumliche Analyse erweitert wird.

Als erster Schritt dieser Methodik erfolgt eine Vorklassifikation spektral reiner Pixel (als 'Seedlings' bezeichnet) mittels vorher ausgewählter Trainingsgebiete und Maximum-Likelihood-Verfahren. In der nachfolgenden iterativen Entmischung werden für jedes Pixel alle reinen Pixel in einer definierten Nachbarschaft identifiziert, und daraus alle EM-Modelle zur Entmischung ermittelt. In Heiden (2004) werden über 2000 2-EM-Modelle für Kombinationen zwischen Gebäudematerialien und Freiflächenmaterialien, sowie zweier Freiflächenmaterialien berücksichtigt.

Die letztendliche Auswahl eines Mischungsmodells erfolgt über statistische Hypothesentests sowie durch minimalen Modell-RMS-Fehler. In der nächsten Iteration dient dann die Zuordnung zu den verwendeten EM zur Auswahl der Kandidaten-EM-Modelle für umliegende zu entmischende Pixel. Die Auswahl möglicher EM-Modelle basiert auf der geometrischen Nachbarschaft zu reinen Pixeln (als 'Seedling' bezeichnet), wird aber bei Heiden (2004) zusätzlich wissensbasiert erweitert. Eine weitere Anpassung an die Aufgabenstellung stellt die Vorsegmentierung in Form von Gebäudemasken dar, welche eine verbesserte Identifikation der Seedling-Pixel ermöglicht. Hierzu erfolgt ein Rückgriff auf externe Vermessungsdaten oder eine Gebäudeextraktion aus dem Bild selbst.

Durch diesen Ansatz kann eine Einteilung in rund 30 thematische (entspr. 90 spektrale) Klassen durch 2-EM-Modelle realisiert werden. Bei dem in städtischen Räumen häufigen Auftreten reiner Pixel kann dieses Verfahren die Auswahl sinnvoller EM-Modelle wesentlich verbessern, auf stark heterogene semi-aride Naturlandschaften ist dieser Ansatz aber nicht direkt übertragbar.

## Variable Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis (VMESMA)

Der interaktive *Variable Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* (VMESMA)-Ansatz nach García-Haro u. a. (2005) basiert auf einer Vorstratifizierung der Szene und anschließender MESMA-Entmischung, wobei jedem Segment eigene Mischmodelle zugeordnet werden. So können zum Beispiel landwirtschaftlichen Nutzflächen andere EM zugewiesen werden als den umliegenden naturnahen Flächen, was die Anzahl der zu testenden EM-Kombinationen deutlich reduziert, andererseits eine gute Vorsegmentierung und interaktive Zuweisung von EM-Modellen benötigt. Die Segmentierung erfolgt in diesem Ansatz über den Einsatz von Schwellwerten in den Reflektanzbildern oder in RMS-Bildern einer vorherigen Entmischungssiteration.

Die Identifizierung geeigneter Modelle erfolgt anhand von RMS, des maximalen Residuums oder des Kollinearitätsfaktors. Letzterer gibt wieder, zu welchem Grad sich der beobachtete Pixelvektor als Linearkombination der EM darstellen lässt, d. h. durch diese modelliert werden kann. Dieses Maß ähnelt dem RMS-Fehler eines Mischungssystems ohne Rahmenbedingungen, und entspricht dem Euklidischen Abstand des beobachteten Pixelvektors zum durch die EM aufgespannten Raum. Der Hauptvorteil besteht neben der schnellen Berechnung in der Tatsache, dass sich die Kollinearität zwischen 2, 3 und 4-EM-Modellen vergleichen lässt, wohingegen der RMS-Fehler im Normalfall mit höherer EM-Anzahl abnimmt, also die Bewertung verschiedener Modelle vereinfacht wird.

Die eigentliche Entmischung erfolgt als 'brute-force' MESMA aller dem Segment zugewiesenen EM, welche das oben beschriebene Kollinearitätskriterium erfüllen. Hierbei können maximal 4 EM-Klassen Verwendung finden. Der Lösungsalgorithmus minimiert die Fehlerfunktion im Sinne der kleinsten quadratischen Abweichung unter Berücksichtigung der Abundanzsumme. Die Rahmenbedingung von Abundanzen größer Null und kleiner 100% wird zusätzlich mit dem Kollinearitätskriterium (oder wahlweise RMS) verrechnet und liefert ein kombiniertes Maß zur Modellauswahl. Die Entscheidung, ob ein Modell mit mehr oder weniger EM gewählt wird, kann anhand von Schwellwerten der Differenzen der Modellauswahlmaße erfolgen, wobei immer Modelle mit weniger EM bevorzugt werden.

Ein weiterer Bestandteil der VMESMA-Methodik ist die Normierung der Spektren zur Reduzierung von Beleuchtungs- und Abschattungseffekten, wie in Kap. 5.2.3 beschrieben und diskutiert. Je nach Themenstellung kann diese Normierung die Varianz von spektral ähnlichen Klassen vergrößern, und somit für diese Klassen bessere Entmischungsergebnisse liefern (vgl. hierzu Kemper (2003)).

Eine iterative Verbesserung der Mischmodelle kann durch den Nutzer erfolgen, indem weitere EM nach dem ersten Durchgang im RMS- und Residualbild identifiziert werden, und dem Mischmodell des entsprechenden Segments zugewiesen werden. VMESMA ist also eher als ein interaktives und verknüpftes Expertensystem anzusehen, und nicht als ein homogener, auf Automatisierung ausgerichteter Ansatz.

### EM Bundles nach Bateson u. a.

Ein der MESMA-Entmischung ähnlicher Ansatz stellt die Entmischung durch 'EM Bundles' nach Bateson u. a. (2000) dar. Ein Klassen-EM wird hierbei nicht als einzelner Punkt im Datenraum aufgefasst, sondern durch mehrere Merkmalsvektoren ('EM-Bundles' im englischen Original) beschrieben. Für die Entmischung werden wie bei MESMA mehrere dieser Merkmalsvektoren als Entmischungs-EM nacheinander verwendet, und die resultierenden Abundanzen auf ihre Abhängigkeit von den verwendeten Klassen-EM ausgewertet. Als Ergebnis kann folglich ein Maximal- und Minimalwert der errechneten Abundanz mit angegeben werden, welcher Rückschlüsse auf die Zuverlässigkeit des Ergebnisses liefert.

Die EM-Bündel werden im in den Hauptkomponentenraum transformierten Datenraum gebildet, indem zuerst ein außenliegendes Simplex<sup>2</sup> mit kleinstmöglichem Volumen bestimmt wird, an dessen Eckpunkten durch manuelle Interaktion ein einzelner reiner EM ('Seedling') bestimmt wird. Ausgehend vom Seedling werden spektral ähnliche Pixel im Bild bestimmt, und für diese ein umfassendes Simplex konstruiert, welches die einzelnen Merkmalsvektoren des EM-Bündels enthält. Durch diesen Ansatz kann die spektrale Variabilität der einzelnen Klassen berücksichtigt werden, wobei im Unterschied zu MESMA Wertebereiche statt fester Abundanzen angegeben werden.

### Weitere relevante Entmischungsansätze

Obgleich sie keine MESMA-Ansätze darstellen, sollen drei weitere Verfahren zur spektralen Entmischung an dieser Stelle näher vorgestellt und diskutiert werden. Den ersten beiden Verfahren (SMACC und IEA) gemein sind die automatische Ableitung von Szenen-EM und die darauf folgende spektrale Entmischung ohne den Bedarf von Nutzer-Interaktion. Bei beiden Verfahren erfolgt die EM-Optimierung auf die *gesamte Szene* und nicht – wie bei MESMA – *unabhängig für jedes Pixel*. Somit treten weiterhin die Problemfelder der schlechten Konditionierung und, je nach Parametrisierung der Ansätze, der wenig berücksichtigten EM-Variabilität auf. Abschließend werden zwei manuelle iterative Entmischungsansätze knapp skizziert.

### Sequential Maximum Angle Convex Cone (SMACC)

Bei dem SMACC-Verfahren nach Gruninger u. a. (2001, 2004) handelt es sich um ein Verfahren zur automatisierten EM-Ableitung und nachfolgender spektralen Entmischung. Ziel ist die Bestimmung extremer Datenpunkte im Merkmalsraum, welche sich nicht als Linearkombination mit positiven Koeffizienten aus anderen Datenpunkten darstellen lassen, also selbst keine Mischung darstellen. Ähnliche auf konvexer Geometrie basierende Ansätze zur EM-Ableitung sind *N-FINDR* nach Winter (1999), *Iterated Constrained Endmembers* (ICE) nach Berman u. a. (2004) sowie *Automated*

<sup>2</sup>Ein Simplex bezeichnet einem n-dimensionalen geometrischen Körper mit n+1 Eckpunkten.

*Morphological Endmember Extraction* (AMEE) nach Plaza u. a. (2002); für einen Vergleich dieser Methoden sei auf Plaza u. a. (2004) sowie Berman u. a. (2004) verwiesen.

Das prinzipielle Vorgehen aller dieser Ansätze ist ähnlich. Ausgehend von einem Start-Simplex wird innerhalb des durch MNF-Transformation dekorrelierten Datenraums das einbeschriebene Simplex mit dem größten Volumen bestimmt. Die Eckpunkte des Simplex sind gleichbedeutend mit spektral extremen Datenwerten und somit potentielle EM.

Der SMACC-Ansatz unterscheidet sich hiervon in zwei Punkten. Statt eines Simplex wird ein konvexer Kegel<sup>3</sup> modelliert, der die Basis für nachfolgende Orthogonalprojektionen darstellt, welche den Datenraum schrittweise transformieren. Hierzu wird ausgehend von einem nicht näher beschriebenen initialen Startkegel der nächste Stützpunkt und somit nächste EM durch den Datenpunkt mit dem größten Abstandswinkel zum existierenden Kegel gebildet, und der Kegel hiermit um eine Dimension erweitert. Weitere EM werden über nachfolgende Iterationen unter Verwendung des aktualisierten Kegels bestimmt.

Der erste detektierte EM bei der Umsetzung in IDL/ENVI ist der Bildpunkt mit der höchsten Gesamt-Albedo (ITT Industries Inc. (2006)), welcher oftmals ein saturierter Pixel oder ein Bodenpixel mit hohen Reflexionswerten zwischen NIR und SWIR ist. Das Verfahren terminiert, wenn alle Datenwerte innerhalb des Kegels liegen oder die vorher festgelegte Anzahl an EM gefunden wurde. Falls alle Abundanz-Rahmenbedingungen (größer 0% , kleiner 100%, Abundanzsumme von 100%) erfüllt werden müssen, liegt statt des konvexen Kegels eine 'konvexe Hülle'<sup>4</sup> vor, was weitgehend dem Simplex-Ansatz entspricht.

Die Abundanzwerte werden anschließend – vereinfacht dargestellt – durch Projektion der Pixelvektoren auf Kegelbereiche ermittelt ('subspace projection'), welche durch die EM-Basis aufgespannt werden; die Abstände zu den Eckpunkten entsprechen hierbei den Anteilen der EM, die Rahmenbedingungen werden über die verwendete Projektion (Orthogonal- oder Oblique-Projektion) berücksichtigt. Die Richtung dieser orthogonalen oder obliquen Subspace-Projektion wird sukzessiv durch Aktivierung und Deaktivierung bestimmter EM als Basisvektoren der Projektion berechnet, was im Vorgehen dem BVLS-Algorithmus (Kap. 3.3.2) ähnelt.

In der Praxis besteht das Hauptproblem der SMACC-Methodik darin, dass es sich bei spektral extremen Pixeln oftmals nicht um EM handelt (s. Kap. 6.2.1). Pixel mit Datenfehlern in einem oder mehreren Bändern, sowie gesättigte Pixel weisen im Merkmalsraum ein extremes Verhalten auf und werden bevorzugt detektiert. Weit schwerwiegender hingegen ist das Auftreten von Mischspektren als EM, da deren Verwendung die ermittelten Abundanzwerte komplett verfälschen kann.

<sup>3</sup>Geschlossener und euklidisch konvexer Körper, welcher einen bestimmten Teilbereich des Vektorraums einbeschreibt, wobei alle Koeffizienten der einzelnen Hüllenvektoren positiv definiert sein müssen.

<sup>4</sup>Kleinster euklidisch konvexer Körper, welcher einen bestimmten Teilbereich des Vektorraums einbeschreibt.

Auch erfolgt keine Identifizierung der EM, und somit müssen die Klassen der ermittelten Abundanzen – ähnlich einer unüberwachten Klassifikation – durch den Nutzer identifiziert und zugewiesen werden. Als vollautomatisiertes Verfahren besteht keine Möglichkeit, die Auswahl der EM zu beeinflussen, also nachträglich für die Themenstellung nicht relevante Klassen zu entfernen oder weitere Klassen hinzuzufügen. Ein weiteres Problemfeld stellt die Konditionierung des Mischungsmodells dar, da SMACC wie die herkömmliche Entmischung durch lineare Abhängigkeiten zwischen EM beeinträchtigt werden kann.

### **Iterative Error Analysis (IEA)**

Ein automatisches iteratives Verfahren zur EM-Ableitung und anschließenden Entmischung stellt das von Szeredi, Staenz und Neville vorgeschlagene Verfahren der *Iterative Error Analysis (IEA)* dar, welches u. a. in Neville u. a. (2003) kurz beschrieben ist.

Nach der Entmischung mit dem mittleren Szenenspektrum wird der RMS-Fehler als Distanzmaß aufgefasst, und das Pixelspektrum mit dem höchsten RMS-Fehler (d. h. das spektral 'unähnlichste' Pixel) als zusätzlicher EM verwendet. Anschließend wird mit diesem Spektrum erneut entmischt, wobei das mittlere Szenenspektrum verworfen wird; wiederum wird danach das Pixel mit dem höchsten RMS als neuer EM hinzugenommen, und eine neue Entmischungsiteration beginnt. Das endgültige Entmischungsergebnis steht fest, sobald die festgelegte Anzahl an EM gefunden wurde oder der Gesamt-RMS-Fehler für die Szene einen Schwellwert unterschreitet.

Als problematisch wird – wie auch bei SMACC – angesehen, dass automatisch alle spektral extremen Spektren als EM verwendet werden, und somit auch fehlerhafte Spektren und Mischspektren als EM auftreten (Kap. 6.2.1). Weiterhin erfolgt auch bei dieser Methodik keine Identifikation der EM, und es besteht keine Möglichkeit, EM-Klassen innerhalb IEA hinzuzufügen oder zu verwerfen. Hinzu kommt bei IEA, dass eine EM-Klasse, welche spektral ähnlich zum mittleren Szenenspektrum ist, oftmals nicht als EM detektiert wird. Ebenso werden spektral ähnliche Klassen nicht detektiert, da diese nicht linear unabhängig sind (vgl. Neville u. a. (2003) sowie Gruninger u. a. (2004)).

### **Iterative Spektrale Entmischungsansätze nach Van der Meer und nach Solberg**

In der Publikation von Van Der Meer (1999) wird ein automatisierter iterativer Ansatz zur spektralen Entmischung vorgestellt, wobei viele Details betreffend der Umsetzung und insbesondere der Ergebnisse nicht beschrieben werden.

Nach herkömmlicher EM-Ableitung über den PPI (Boardman (1993); Garcia und Ustin (2001)) erfolgt die Entmischung mit allen gefundenen EM. Anschließend wird der RMS-Fehler dieser ersten Entmischungsiteration ausgewertet, wobei dies nicht *pixel-*, sondern *bildweise* erfolgt. Neben der RMS-Statistik (Mittelwert, absolutes Mi-

nimum und Maximum) erfolgt insbesondere die Auswertung der räumlichen RMS-Verteilung.

Hintergrund ist die Annahme, dass in einem perfekt entmischten Bild der RMS-Fehler normalverteilt ohne räumliche Strukturen auftritt, d. h. alle Pixel gleich gut entmischt werden, und nur Sensor-Rauschen für den RMS-Fehler verantwortlich ist. Daher erfolgt die Betrachtung der lokalen Varianz innerhalb eines Fensters sowie des Variogramms (Gesamt-Variogramm und direktionelles 2D-Variogramm).

Nach Berechnung dieser Maße wird der EM bestimmt, welcher zur Modellierung der Bildbereiche mit dem höchsten RMS-Fehler verwendet wird. Details hierzu werden nicht genannt, doch fließen die oben berechneten Kriterien zur räumlichen Nachbarschaft mit ein. Anschließend wird dieser EM durch das Spektrum des Pixels mit dem höchsten RMS ersetzt (genauer ausgedrückt erfolgt eine Clusterung in diesem Bildbereich zur Ermittlung des neuen EM-Spektrums).

Falls eine nachfolgende Entmischung mit dem neuen EM-Set die Gesamtgüte des RMS-Bildes nach oben aufgeführten Kriterien verbessert, wird der neue EM übernommen und eine neue EM-Suche beginnt; im anderen Fall wird der neue EM verworfen und ein anderes Spektrum als EM verwendet. Dieser Prozess wird iterativ wiederholt, bis keine Verbesserung möglich ist, oder eine Höchstzahl an Durchgängen erfolgt.

Der iterative Ansatz zur Entmischung einer DAIS-Szene für die zwei Klassen Schnee und Vegetation (nach Solberg (2000)) bestimmt die EM iterativ anhand schmaler Wellenlängenintervalle im Bereich der RedEdge für Vegetation sowie des starken Rückgangs der Schneereflexion um  $1,1\mu m$ . Die EM werden iterativ für das Pixel berechnet, und die Ermittlung der Abundanzen erfolgt somit nur anhand dieser charakteristischen Wellenlängenintervalle. Für die spektral gut trennbaren zwei Klassen dieser Studie ist dies ein möglicher Weg, für komplexere Problemstellungen aber nicht übertragbar.

# D. Nähere Betrachtung des Naturraums *Cabo de Gata*

## Einleitung

In Ergänzung zur ersten Übersicht über das Untersuchungsgebiet in Kap. 7.2 soll vertiefend auf Klima, Geologie und Böden eingegangen werden. Ebenso werden die einzelnen Vegetationsformationen näher vorgestellt. Abschließend soll die Rolle des Bedeckungsgrades für den Naturraum anhand mehrerer Studien diskutiert werden.

## Klima

Zusammen mit der wenige Kilometer landeinwärts gelegenen Region um Tabernas handelt es sich beim Untersuchungsgebiet um die niederschlagsärmste Region Europas. Das Klima ist auf Grund von über 10 ariden Monaten und einer mittleren Jahrestemperatur von 18,6°C als xerotherm mediterraner Ausprägung einzuordnen (vgl. Abb. D.1).

Die jährliche Niederschlagssumme im Untersuchungsraum schwankt durch das starke Relief zwischen 169 und 290 mm, wobei die Verteilung innerhalb eines Jahres sowie zwischen Jahren stark variieren kann. So wurden zum Beispiel im Jahr 1966 79 mm Niederschlag innerhalb von 24 Stunden gemessen, was 59% der Gesamtniederschlagsmenge in jenem Jahr entsprach (García Rodríguez u. a. (1998)). Die potentielle Evapotranspiration nach Thornthwaite beträgt über 900 mm pro Jahr, wobei dieses große Wasserdefizit ganzjährig durch eine hohe relative Luftfeuchte von über 70% sowie von der See aus südwestlichen Richtungen eingewehtem Nebel abgemildert wird (García Rodríguez u. a. (1998); Aranda und Oyonarte (2005)).

## Geologie und Geomorphologie

Das Gebiet des Cabo de Gata ist ein durch miozänen Vulkanismus geprägtes Teilgebiet der Betischen Kordillere, dem westlichen Ausläufer des alpidischen Orogens in Europa. Von der eigentlichen Kordillere, der Sierra Alhamilla, ist die Sierra del Cabo de Gata durch die Carbonerasfalte abgetrennt, welche hauptsächlich zwischen frühem Miozän und Pliozän aktiv war.

Die vulkanische Aktivität lässt sich in zwei Phasen gliedern, zwischen denen es zur Ablagerung von Sedimenten kam (Montgomery u. a. (2001)). Die erste Phase von 14 bis 10 MA erfolgte submarin in einer nordöstlich-südwestlich ausgerichteten Störungszone, welche wahrscheinlich durch Hebungsprozesse der Kordillere verursacht wurde.

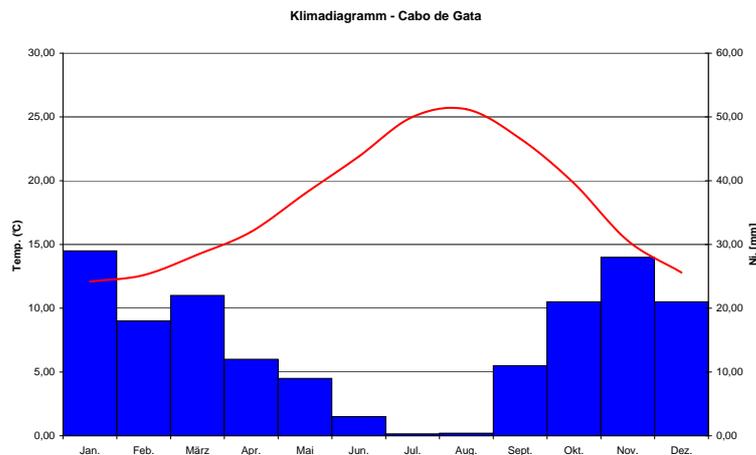


Abbildung D.1: Klimadiagramm eines extrem trockenen Standorts im Untersuchungsgebiet (Jahresdurchschnittstemp. 18,1°C, 177mm Ni. / Jahr), nach Aguilar u. a. (1990).

Die Ablagerung der basaltischen Andesite, Dazite und Rhyolithe erfolgte als Dom-Komplex mit größeren Ablagerungen von pyroklastischen Brekzien (grüne Signaturen in Abb. D.2). Diese magmatischen Gesteine sind örtlich überlagert durch bioklastische Kalke subtropisch-tropischer Korallenriffe.

Im Tortonium erfolgte eine erste Phase terrestrischer Ablagerungen in die nun auf Grund der Haupthebungphase über Meeressniveau gelegenen Beckenbereiche (Martín u. a. (2003)). Erwähnenswert sind weiterhin die hydrothermalen Goldvorkommen von Rodalquilar in stark alterierten Daziten, sowie die während einer Phase der Meeres-transgression im Messinium entstandenen Bentonitvorkommen. Diese Thematik wird aktuell mit den selben HyMap-Daten untersucht (Debba u. a. (2005); Van Der Meer (2006)).

Die zweite und letzte Eruptionsphase erfolgte von 8,7 bis 7,4 MA im späten Tortonium mit vergleichbarem Chemismus und Ausprägung (ebenso mit grünen Signaturen in Abb. D.2 eingezeichnet). Auch diese Schichten werden teilweise von bioklastischem Karbonatgestein durchsetzt, welches sich in Phasen der Transgression auf dem existierenden Relief zumeist am Fuße der Vulkankegel bildete (gelbe Signaturen in Abb. D.2). Diese zwischen 20 und 80 Meter mächtigen, hellen Kalke weisen auf Grund von Bioturbation nunmehr vereinzelt intakte Korallenblöcke auf. Die Füllung der Becken zwischen den einzelnen Vulkankegeln besteht aus Karbonatgesteinen, Sandsteinen und Konglomeraten aus dem oberen Tortonium und unterem Messinium, welche auf Grund der aktuell andauernden Hebung im nördlichen Untersuchungsgebiet teilweise auf 300m u.N.N. anzutreffen sind (Martín u. a. (2003); IGME (1983b,a)).

Seit dem Pleistozän bilden sich vor allem am südlichen Rand der Sierra de Cabo de Gata großflächig Glacis mit Anreicherung an Karbonaten und Feinmaterial, sowie alluviale Schwemm- sowie Schuttfächer aus kantigem Vulkangestein aus, welche auch

die Hoya del Paraiso bilden (vgl. IGME (1983b,a). In Abb. D.2 sind ältere pleistozäne Ablagerungen rötlich, jüngere mit türkisen Signaturen eingezeichnet).

Diese Fächer weisen mehrere Stufungen sowie insbesondere in den unteren Hangteilen vermehrt eingeschwämmtes Feinmaterial auf. Der stärker von zumeist maritimen Sedimenten bedeckte Nordwesten des Untersuchungsgebiets weist eine deutlich geringere Reliefenergie auf. Hier konnten sich sanftere Hänge mit geringen Schuttflächen ausbilden, welche überwiegend als 'Pie de Monte' kartiert wurden, was in der spanischen Nomenklatur unbedeckten Festgestein und somit einem Pediment entspricht (A. Salazar, Instituto Geológico y Minero de España, pers. Mitteilung, 2006). Die Talgründe selbst werden in diesem Bereich von eingeschwemmtem Feinmaterial (Lehme, Tone und Sande) eingenommen.

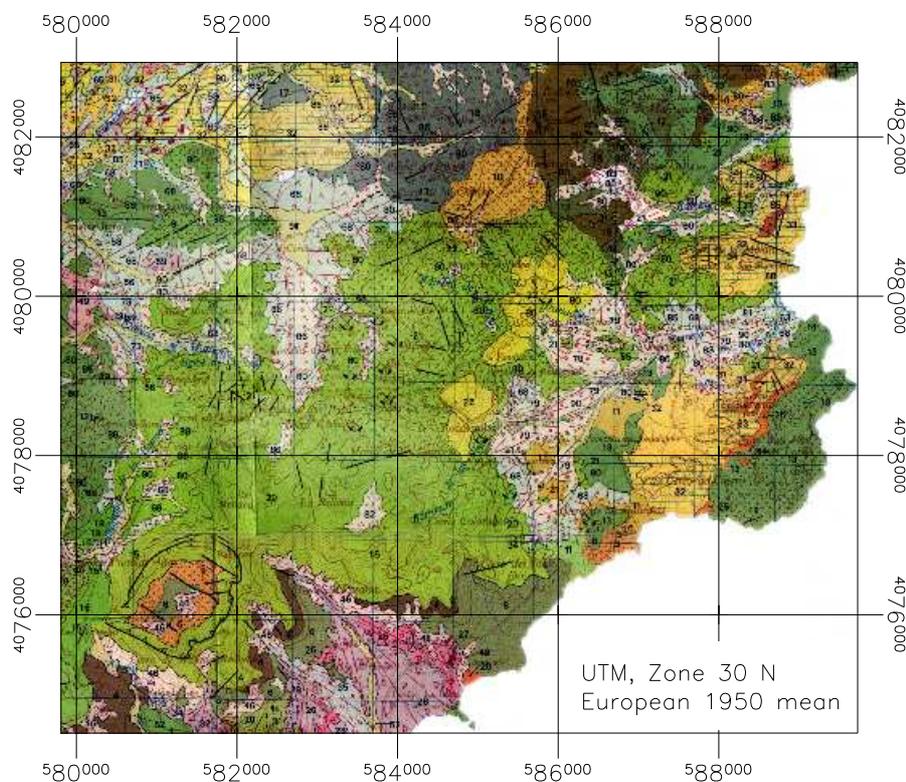
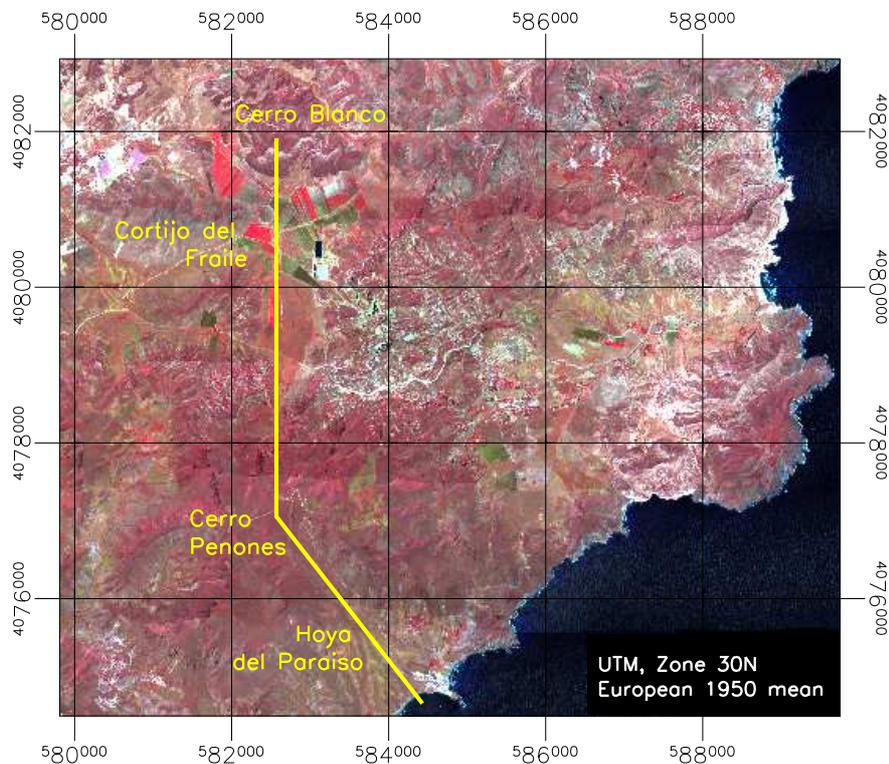


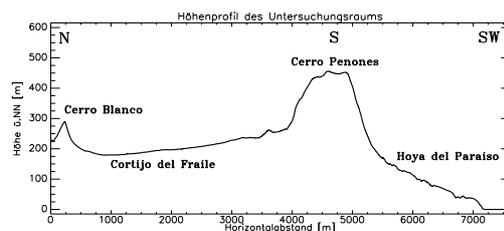
Abbildung D.2: Geologie des Untersuchungsgebiets. Siehe Text für Erklärung der Signaturen. Datenquelle: IGME (1983b,a)

Von der Küste im Südwesten kommend erhebt sich die Hoya del Paraiso mit rund 6° innerhalb 1.5 km bis auf 220m ü.N.N., um dann in 30° steile Hänge zum Cerro Peñones überzugehen (Abb. D.3). Diese höchste Erhebung des näheren Untersuchungsgebiets mit 488 m ü.N.N. weist eine flache, auf rund 460 m gelegene Einebnungsfläche auf. Über steile Hänge schließt sich nordwärts die sanft nach Norden von 220 auf 180 m abfallende Ebene des Cortijo del Fraille an. Diese wird nach Norden hin vom Cerro

Blanko mit 311 m ü.N.N. abgegrenzt, der im unteren Bereich Hangneigungen um  $5^\circ$ , im oberen Bereich um  $27^\circ$  aufweist. Nach Osten hin ist diese Ebene durch den stark reliefierten Höhenzug zur auf 100 m gelegenen Ebene um Rodalquilar abgegrenzt, nach Westen hin fällt sie sanft zur Carbonerasfalte ab.



(a) Lage des Profils



(b) Höhenprofil

Abbildung D.3: Höhenprofil des näheren Untersuchungsgebiets

## Böden

Für den Bereich des Cabo de Gata liegen flächendeckende Bodenkartierungen im Maßstab 1:100.000 vor (Aguilar u. a. (1989, 1990)), welche im Zuge des 'LUCDEME'-Projekts (*Lucha contra la Desertización en el Mediterráneo*) erstellt wurden. Hierzu ist anzumerken, dass die Kartierung nach der FAO-Einteilung spanischer Böden von

1967 erfolgte und daher nicht die Gruppe der Leptosole kartiert wurde, sondern diese erst nachträglich im Textteil den alten Einordnungen zugewiesen wurde. Hieraus und aus der spanischen Nomenklatur sind die Unterschiede zum eigentlichen FAO-Schema begründet.

Auch sei anzumerken, dass die oftmals als karbonatarm bis karbonatfrei definierten Regosole in Form von 'Regosoles calcáricos' als flächenmäßig dominanter Boden auskartiert wurden. Zur Einteilung in die 1988er FAO-Klassifikation wird in Aguilar u. a. (1989) vorgeschlagen, die Bezeichnung 'Regosoles calcáricos' bis 40% Karbonatgehalt beizubehalten, und über 40% 'Leptosoles eúticos'. Diese Arbeit verwendet im Folgenden die Nomenklatur nach FAO u. a. (1995) sowie in Klammern die Originalnamen der Kartierungen nach Aguilar u. a. (1989) resp. Aguilar u. a. (1990).

Dominierend im Untersuchungsraum sind die sehr schwach entwickelten flachgründigen Regosole der Sierra del Cabo de Gata. Auf Grund des lockeren Ausgangsmaterials gestörter Standorte sind diese gering mächtig, und treten in Form von calcáric Regosol (Regosoles calcáricos) mit weisslich-gelblicher Kalkanreicherung sowie eutric Leptosol (Regosoles litosólicos) in Akkumulationsbereichen auf. An weniger gestörten Standorten der Täler und flachen Unterhängen im Untersuchungsraum kommt calcic Luvisol (Xerosoles lúvicos) vor; dieser alte rötliche Boden weist einen Prozesse der Tonverlagerung sowie lockere Kalkanreicherung innerhalb der oberen 60cm des Profils auf. Weiterhin tritt eine degradierte Form dieses Bodens in Form von bräunlich-gräulichem petric Calcisol (Xerosoles cálcicos) mit verhärteter Kalkanreicherungsschicht auf.

Die Bodenbildung unter einem ariden Bodenfeuchteregim sowie thermischen Bodentemperaturregime wird somit maßgeblich von der Stabilität des Ausgangsmaterials sowie der Stärke der Hangneigung beeinflusst. Bezüglich der Basensättigung ist anzumerken, dass selbst im vulkanischen Südteil in der Hoya del Paraiso Karbonatanreicherungen im Boden beobachtet wurden, wobei diese Akkumulation im Wurzelbereich von Pflanzen auftrat und durch letztere verursacht wird (C. Oyonarte, Universität Almería, pers. Mitteilung, 2004). In diesem Bereich sowie insbesondere im Nordteil des Untersuchungsgebiets mit karbonatischem Ausgangsgestein liegt somit eine gute Basensättigung vor.

Auch betreffend des Nährstoffgehaltes und der Humusverwertung herrschen gute Bedingungen vor; ein Indiz hierfür ist der geringe Anteil an frischer organischer Materie in den obersten Bodenschichten, was in rascher Umsetzung durch mikrobiotische Aktivität begründet ist (Aranda und Oyonarte (2005)). Für die Stabilität der Böden weiterhin wichtig ist das Auftreten von Flechten auf Böden und Felsen an Standorten mit nur geringer Vegetationsbedeckung; die Rolle von biogenen Bodenkrusten wird in Lázaro u. a. (2000) für ein landeinwärts gelegenes Testgebiet sowie generell in Bendor u. a. (2003) und Karnieli u. a. (1996) näher beschrieben.

Auch bezüglich der Böden am Cabo de Gata sowie angrenzender Regionen laufen gegenwärtig Studien zur Ableitung des Eisengehalts sowie des Anteils organischer Materie unter Verwendung der selben HyMap- und Feldspektrometermessungen (Richter u. a. (2005a)).

## Vegetation

Das Gebiet des Cabo de Gata wird zur murciano-almeriense'schen botanischen Provinz gezählt, welche in ihrer thermo-mediterranen semi-ariden Ausprägung die trockenste Region der Iberischen Halbinsel darstellt (García Rodríguez u. a. (1998); Aranda und Oyonarte (2005)).

Die steppenartige Vegetation besteht zu weiten Teilen aus baumlosem Matorral (größere Büsche und Sträucher), Tomillares (spärlich bewachsene Flächen mit kleineren Sträuchern, Kräutern und – zum Teil – einjährigen Gräsern) sowie mit dichterem Gras bewachsenen Weideflächen. Geschlossene oder lockere Baumbestände treten auf Grund der zu geringen Niederschläge und des Vorherrschens von Regosolen im Bereich des Nationalparks nicht auf. Dominierend sind Horstgräser (*Stipa tenacissima*), einjährige Gräser, durchsetzt mit kleinen Büschen und Sträuchern (*Ziziphus lotus*, *Periploca laevigata*) sowie Zwergpalmen (*Chamaerops humilis*).

Insbesondere zwischen den Horstgräsern und Sträuchern treten häufig Bereiche unbedeckten Bodens oder Schotterflächen auf, was zu einem kleinräumigen Mosaik aus Boden und Vegetation führt. Die einzelnen 'Objekte' dieser Gras-Zwergstrauch-Boden-Matrix werden im Englischen oft als 'vegetation patch' resp. 'bare soil patch' bezeichnet, die Kleinteiligkeit der Landschaft über ihre 'patchiness' beschrieben.

Höhere Vegetationsdichten weisen hierbei auf Bereiche mit ungestörter Bodenentwicklung oder humiderem Mikroklima hin, größere Anteile unbedeckten Bodens deuten auf Degradationsprozesse hin, welche durch starke Beweidung oder eine Veränderung der Landnutzung hervorgerufen wird (Navarro u. a. (2006)). Auf die Bedeutung und Interpretation des Bedeckungsgrades wird in Kap. D näher eingegangen.

Im Einzelnen treten nach Aranda und Oyonarte (2005) folgende drei Formationen semi-arider Vegetation am Gabo de Gata auf:

- A Entwickelter Matorral mit Sträuchern, Zwergsträuchern und Horstgräsern
  - A1 Lentiscal (überwiegend *Chamaerops humilis*, *Rhamnus lycioides*, *Pistacia lentiscus*)
  - A2 Cornical (überwiegend *Periploca laevigata* ssp. *angustifolia*, *Maytenus europaeus*, *Chamaerops humilis*)
  - A3 Espartal (dominiert von *Stipa tenacissima*)
- B Degradierter Matorral mit kleineren Sträuchern, Gräsern und krautigen Gewächsen
  - B1 Aulagar (überwiegend *Ulex parviflorus*, *Rosmarinus officinalis*)
  - B2 Tomillar (charakteristisch: *Thymus* sp., *Helianthemum* sp.)
  - B3 Albaidal (charakteristisch: *Anthyllis cytisoides*)
- C Azufaifal in den Dünenbereichen, hauptsächlich *Ziziphus lotus*, *Withania frutescens* und *Rhamnus lycioides*

Nach Pueyo u. a. (2006) und Aguilar u. a. (1989) lässt sich Cornical als *Mayteno europaei* – *Periploceto angustifoliae sigmetum*, Azufaíal als *Zizipheto loti sigmetum* einordnen. Potentielle Vegetation ist Lentiscal [A1], ein dichter Matorral (*Chamaeropo humilis-Rhamneto lycioidis sigmetum*), welcher aktuell in verschiedenen Stadien der Degradation auftritt. Die Kennzeichnung als 'sigmetum' deutet auf die räumliche und vor allem zeitliche Dynamik der auftretenden Vegetation hin, welche durch Verstärkung oder Rückgang degradierender Faktoren verursacht wird. Zum Beispiel kann das verstärkte Auftreten von *S. tenacissima* durch wachsenden Beweidungsdruck als Übergang von Zwerstrauchgesellschaften zur Horstgrassteppe angesehen werden.

### Die Rolle des Bedeckungsgrades für den Naturraum

Im Folgenden werden Studien kurz vorgestellt, welche die Rolle der Vegetationsbedeckung im Naturraum Cabo de Gata sowie in ähnlichen Räumen untersuchen. Aus diesen Studien wird deutlich, welche potentielle Verwendung die aus Fernerkundungsdaten gewonnenen Bedeckungsgrade in der Erfassung von Landdegradationsprozessen haben, und wie mögliche Schnittstellen zu Degradationsmodellen definiert werden können.

Die Auswirkung der für mediterrane Strauchlandschaften typischen Arten *S. tenacissima*, *Rosmarinus officinalis* und *Anthyllis cytisoides* auf den Bodenabtrag wurden für einen vergleichbaren Raum in der Provinz Valencia in Bochet u. a. (2006) näher untersucht. Hierbei wurde für von *S. tenacissima* und *R. officinalis* dominierte Vegetationsgesellschaften ein signifikant geringerer Bodenabtrag ermittelt. Je nach Zusammensetzung und Dichte der Vegetation kann von einem 1,4 bis 17,6 fach geringeren Erosionsrisiko im Vergleich zu offenliegendem Boden ausgegangen werden.

Für das Untersuchungsgebiet selbst liegen Studien von Aranda und Oyonarte (2005) vor, bei denen ein höherer Humifizierungsgrad der organischen Materie in Böden unter nicht-degradierter Vegetation festgestellt wurde. Ebenso weisen diese Standorte eine höhere Stabilität der Huminsäuren im Boden sowie eine stabilere und weiter entwickelte Humusform auf. Der geringere Mineralisierungsgrad unter nicht degradierter Vegetation ist Indiz dafür, dass die organische Materie effektiver im Boden gehalten wird. Hinsichtlich des absoluten Bodenabtrags wird auf Grund des hohen Reliefs und Degradationserscheinungen von einem hohen Abtrag von 50-100 Tonnen pro Hektar und Jahr ausgegangen (nach Oyonarte in Navarro u. a. (2006)).

Studien von Lázaro u. a. (2000) und Solé-Benet u. a. (1997) untersuchten die Bedeckungsgrade von Flechten, einjährige und mehrjährige Arten für ein stark degradiertes Gebiet bei Tabernas, ~ 40 km landeinwärts von Almeria. Die Ergebnisse der Feldstudie zeigten einen Zusammenhang zwischen Art und Grad der Bedeckung sowie auftretenden Erosionsprozessen, in diesem Gebiet verursacht durch Massenbewegungen und konzentriertem Oberflächenabfluss. Wie zu erwarten, ist die Stärke der Erosion an Hängen negativ korreliert mit dem Bedeckungsgrad von Flechten und höheren Pflanzen. Sträucher treten im Vegetationsmosaik auf den stabilsten Flächen auf, Flechten

besiedeln mittel- bis stark erodierte Flächen sowie die Bodenbereiche zwischen den Stüchern in stabilen Bereichen. Einjährige Arten nehmen in diesem Gebiet eine Mittelstellung ein, und alle stark von Erosion betroffenen Bereiche sind weitgehend ohne Bedeckung.

Die Anpassung der Arten an den Naturraum sowie die Reaktion auf externe Störungen untersuchte eine Studie von Navarro u. a. (2006) für ein Teilgebiet des Cabo de Gata. Hierbei lagen die Schwerpunkte in der Erfassung der pflanzenmorphologischen Charakterisierung (im Englischen als 'Plant Functional Types' (PFT) bezeichnet), Bedeckungsgrade, Bestandsstruktur sowie phänologische Anpassung an die Trockenheit. Nach dieser Studie führen Störungen des Ökosystems, hervorgerufen durch erhöhten Beweidungsdruck und Dürre, zur verminderten Ausbreitung von *C. humilis*, *P. laevigata* sowie zum Verschwinden von *Phlomis lychnitis* und *Cistus ssp.*; vermehrt breiten sich *S. tenacissima*, sowie bei starker Beweidung Thymus- und Artemisia-Arten aus.

Die räumliche Anordnung von *C. humilis* kann als ein Indikator für Störungen angesehen werden, da erhöhter Beweidungsdruck weg von dichten Beständen hin zu einer spärlicheren Verteilung führt. Für alle Gesellschaften war auch weiterhin der Bedeckungsgrad kennzeichnend für den Zustand der Vegetation.

Auch in der Arbeit von Pueyo u. a. (2006) erwiesen sich Anteile unbedeckten Bodens, einjähriger Arten sowie der Anteil von *S. tenacissima* als geeignete Indikatoren für den Beweidungseinfluss. Diese Kennzeichnung des Gesamtbestands wird von Pueyo u. a. (2006) für geeigneter als Diversitätszeiger angesehen, da nach dieser Studie eine starke Korrelation zwischen dem Anteil unbedeckten Bodens und dem herrschenden Beweidungsdruck ( $R^2$ -Werte um 0,9) besteht. Auch ist ein starker Zusammenhang zwischen Beweidung und dem Auftreten von *S. tenacissima* und einjährige Arten gegeben.

Basierend auf Feldmessungen in einem Dünenstreifen am Cabo de Gata untersuchte eine Studie von Tirado und Pugnaire (2003) die Ausprägung des räumlichen Vegetationsmusters. Der Einfluss höherer Bedeckungsgrade von Büschen (*Ziziphus lotus* als dominante Art, sowie *Asparagus albus*) auf Reproduktion und Wachstum anderer Arten war positiv, sofern diese in räumlicher Nähe auftreten. *A. albus* zeigt höhere Reproduktions- und Überlebensraten, wenn diese Art in engem Verbund mit *Z. lotus* auftritt, also ein deutliches Mosaik aus Vegetationspatches ausgeprägt war als auf Flächen mit homogenem, wenig mosaikiertem Aufbau.

Ein aktuelles Beispiel, wie komplexe Prozesse der Landdegradation über die Koppelung von Vegetationsdichte und Degradationszustand erfasst werden können, liefert das Landdegradationsmodell nach Boer (1999); Boer und Puigdefábregas (2003) (Abb. D.4). Dieses Modell basiert auf der Annahme, dass bei stärkerer Degradation eines Bereichs auch die lokale Wasserbilanz zunehmend gestört ist; hierzu wird das über einen längeren Zeitraum berechnete Verhältnis von aktueller Evapotranspiration zu Niederschlagssumme betrachtet, und Anomalien zeitlicher und räumlicher Art als Indikator für Prozesse zu- oder abnehmender Degradation angesehen.

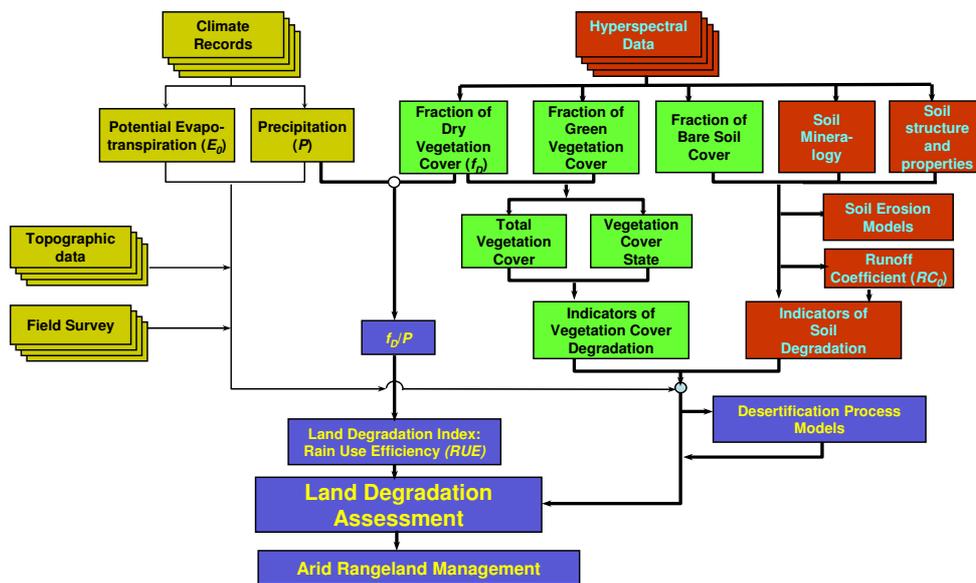


Abbildung D.4: Landdegradationsmodell nach Boer, verändert. Auf Bedeckungsgraden basierende Produkte sind grün dargestellt. Quelle: ESA EEOM Proposal 'SAND - Spectral ANALysis of Dryland Degradation for Global Desertification Assessment' (Kaufmann, H.; Hill, J.; Müller, A.; Staenz, K. (2002)).

Vorausgesetzt wird, dass in nicht bewässerten Trockengebieten das pflanzenverfügbare Wasser primär aus Niederschlägen gebildet wird und das Pflanzenwachstum primär durch das verfügbare Wasser limitiert ist. Verfügbare Nährstoffe, Licht und weitere Faktoren für Pflanzenwachstum werden nicht als limitierend angesehen und daher vernachlässigt.

Im Modell findet Spechts Evapotranspirationskoeffizient Verwendung. Dieser schätzt die mittlere zur Evapotranspiration und somit zum Pflanzenwachstum verfügbare Wassermenge anhand von Niederschlagsdaten und potentieller Evapotranspiration ab, und stellt somit einen bioklimatischen Feuchtigkeitsindex für Trockengebiete dar. Boer (1999) führt ein Konzept zur Berechnung der standortspezifischen potentiellen Vegetationsdichte ein, welches über ein Regressionsmodell den Zusammenhang zwischen der Vegetationsdichte ungestörter Standorte und Spechts Evapotranspirationskoeffizient berechnet.

Unter zusätzlicher Berücksichtigung von Relief, Boden und Ausgangsgestein kann somit für jedes Pixel die für den Standort potentiell mögliche Vegetationsdichte berechnet werden. Im Falle einer Störung am Standort, sei es durch Überweidung, Bodendegradation oder andere Einflussfaktoren, weicht nun die aktuelle Vegetationsdichte, welche durch Fernerkundungsdaten abgeleitet werden kann, von der berechneten potentiellen Dichte ab (Boer (1999); Müller u. a. (2001); Hill u. a. (2003)).

Das Maß dieser Abweichung, ausgedrückt als die Effizienz der Niederschlagsnutzung ('Rain use Efficiency' (RUE)) dient im Modell nach Boer als Maß für den Zustand der Landschaft und somit Grad der Degradation. Die gemessene aktuelle Vegetationsdichte wird in diesem Ansatz zumeist über den NDVI abgeschätzt, wobei der Zusammenhang zwischen NDVI und Vegetationsdichte ausschließlich für photosynthetisch aktive und nicht für trockene Vegetation gegeben ist (siehe hierzu Kap. 6.2.4). Die eigentliche Vegetationsdichte kann folglich vor allem in den trockenen Sommermonaten nur ungenau abgeschätzt werden.

Das beschriebene Landdegradationsmodell wird gegenwärtig im Rahmen des 'DeSurvey'-Projekts zur Erfassung großflächiger Veränderungen im gesamten Mittelmeerraum seit 1989 eingesetzt, wobei hierzu Ansätze zur spektralen Entmischung von Zeitserien multispektraler und temporal hochauflösender Sensoren wie NOAA-AVHRR, SPOT Vegetation und MODIS verwendet werden (Stellmes u. a. (2005); Martinez u. a. (2005)).

Da hierbei Trockenvegetation und Bodenparameter unberücksichtigt bleiben, erfolgt für lokale Testgebiete eine detailliertere Betrachtung aller Bodenparameter und Vegetationskomponenten, wobei auf Basis von HyMap-Daten auch der in dieser Arbeit vorgestellte Ansatz verwendet wird (Martínez u. a. (2006)). Zukünftige Erweiterungen des Landdegradationsmodells sollen verstärkt die räumliche Anordnung der Vegetations- und Bodenflächen im Landschaftsmosaik berücksichtigen (Puigdefábregas u. a. (1999); Puigdefábregas (2005)).

## E. Glossar

Anmerkung: für Definitionen wurde zusätzlich zu den bereits referenzierten Quellen noch Wikipedia (<http://de.wikipedia.org>) verwendet.

**Abundanzen:** In der spektralen Entmischung die Anteile der EM am Mischungsmodell; diese entsprechen näherungsweise den Anteilen der Oberflächen innerhalb eines Pixels und somit den *Bedeckungsgraden*. Hiervon abweichend wird in Ökologie und Botanik unter Abundanz die Anzahl an Individuen einer Art bezogen auf eine bestimmte Fläche verstanden.

**ARES:** Auf HyMap basierender Hyperspektralsensor, erweitert um Thermalkanäle (vgl. Kap. 2.4). <http://www.ares.aero>

**ASD:** Analytical Spectral Devices Inc., Hersteller von Feldspektrometern (u. a. FieldSpec Pro). <http://www.asdi.com>

**ATCOR:** Softwarepaket zur Atmosphären- / Topographiekorrektur nach Richter und Schläpfer (2002). <http://www.op.dlr.de/atcor/>

**AVIRIS:** Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer, flugzeuggetragener Hyperspektralsensor der JPL / NASA. <http://aviris.jpl.nasa.gov>

**Bedeckungsgrad:** Prozentuale Anteile der Oberflächen innerhalb eines Pixels, durch Abundanzen annäherungsweise repräsentiert.

**BRDF:** Bi-directional Reflectance Distribution Function, Verteilungsdichtefunktion der spektralen Reflexion in Abhängigkeit von Beobachtungs- und Beleuchtungsgeometrie.

**Brute Force:** Lösung eines Problems durch Ausprobieren aller möglichen Fälle; Begriff aus Informatik, Kryptologie und Spieltheorie.

**BVLS:** Bounded-Variables Least-Squares, Algorithmus zur Lösung linearer Gleichungssysteme unter Verwendung der Methode der kleinsten Quadrate und Berücksichtigung von Minimal- und Maximalwerten der Lösungen.

**CAR:** Class Average RMSE, Kriterium zur EM-Auswahl.

**CIR-Darstellung:** Colour-Infrared-Darstellung. Bilddarstellung, die einem Falschfarben-Infrarotbild entspricht. Ein NIR-Band wird rot dargestellt, ein Kanal im roten Wellenlängenbereich grün, ein Kanal im grünen Wellenlängenbereich blau.

**DEM:** Digital Elevation Model, digitales Höhenmodell.

- 
- Desertifikation:** '... 'desertification' means land degradation in arid, semi-arid and dry sub-humid areas resulting from various factors, including climatic variations and human activities' (UNCCD, Artikel 1).
- DFD:** Deutsches Fernerkundungszentrum. <http://www.caf.dlr.de/caf/institut/dfd/>
- Diagnostisches Merkmal:** (Absorptions-)Merkmal im Spektrum, welches ausschließlich bei einer Materialgruppe auftritt und normalerweise auf ein kleines Wellenlängenintervall beschränkt ist.
- DIMS-AIROS:** Prozessor für *AIR*borne *Optical Sensors* innerhalb des Data Information and Management System des DLR-DFDs.
- DLR:** Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. <http://www.dlr.de>
- EAR:** Endmember Average RMSE, Kriterium zur EM-Auswahl.
- μEAR:** Abgewandelter Endmember Average RMSE, Kriterium zur EM-Auswahl.
- EM, Endmember:** Typische und spektral extreme Spektren einer Klasse, spektral 'rein' (d. h. es handelt sich um *kein* Mischspektrum mehrerer Klassen oder mehrerer Ausprägungen einer Klasse).
- EM-Modell:** Besteht aus je einem Spektrum der Klassen PV, NPV und Boden, sowie gegebenenfalls einer Schattenkomponente.
- EnMAP:** Hyperspektrale Satellitenmissionen, gegenwärtig im Bau (vgl. Kap. 2.4). <http://www.enmap.de>
- Entmischung:** Zerlegung eines Mischsignals in seine einzelnen Bestandteile, vgl. lineare spektrale E.
- ENVI:** Environment for Visualizing Images, auf IDL basierende Bildverarbeitungssoftware. <http://www.itvis.com/envi/>
- FOV:** Field of View, gesamtes Gesichtsfeld des Sensors quer zur Flugrichtung.
- FWHM:** Full Width at Half Maximum, Halbwertsbreite (i. e., Breite eines spektralen Merkmals oder Spektralkanals bei halber Intensität).
- Gesamtalbedo:** Über den solaren Wellenlängenbereich integrierter Reflexionsgrad.
- GFZ:** GeoForschungsZentrum Potsdam. <http://www.gfz-potsdam.de>
- GIFOV:** Ground (auch: Ground-projected) Instantaneous Field of View, Projektion des IFOV auf die Erdoberfläche.
- GPS:** Global Positioning System.
- GSD:** Ground Sampling Distance, Abstand der Pixelmitten.

- 
- HyMap:** Hyperspectral Mapper, flugzeuggetragener Hyperspektralsensor (vgl. Kap. 2.4).  
<http://www.hyvista.com> sowie <http://www.intspec.com>
- HYPERION:** Hyperspektraler Sensor an Bord des EO-1-Satelliten (vgl. Kap. 2.4).  
<http://eo1.usgs.gov/hyperion.php>
- IDL:** Interactive Data Language, auf Fortran basierende Programmiersprache.  
<http://www.itvis.com/idl/>
- IFOV:** Instantaneous Field of View, Öffnungswinkel des Sensors, momentanes Gesichtsfeld.
- Kolmogorov-Smirnov-Test:** Datentest zur Übereinstimmung (resp. Unterschiedlichkeit) zweier beliebiger Verteilungen.
- Konditionierung (mathematisch):** Die Konditionierung stellt den Grad der Abhängigkeit der Lösung von Veränderungen in den Eingangsdaten und somit die 'Stabilität' (im umgangssprachlichen Sinne) einer Lösung dar (vgl. Kap. 3.3.2). Eine gute Konditionierung liegt vor, wenn geringe Fehler der Eingangsgrößen zu geringen Änderungen der Ausgangsdaten führen.
- Konvex (geometrisch):** Ein geometrischer Körper wird als konvex bezeichnet, wenn alle Verbindungsstrecken der Punkte vollständig innerhalb dieses Körpers liegen.
- Konvexe Hülle:** Kleinster euklidisch konvexer Körper, welcher einen bestimmten Teilbereich des Vektorraums einbeschreibt. Für eine Teilmenge in einem Vektorraum ist die konvexe Hülle der Schnitt aller konvexen Mengen, die diese Teilmenge enthält. Z. B. ist die konvexe Hülle dreier Punkte im 2-dimensionalen Raum das sich aus diesen drei Punkten ergebende Dreieck (i. e., in diesem Falle das *Simplex*).
- Konvexer Kegel:** Euklidisch konvexer Körper, welcher einen bestimmten Teilbereich des Vektorraums einbeschreibt, wobei alle Koeffizienten der einzelnen Hüllenvektoren positiv definiert sein müssen. Jede Linearkombination der Eckpunkt-Vektoren mit positiven Koeffizienten liegt in diesem Kegel.
- Korrelationskoeffizient:** Maß für den Zusammenhang zwischen zwei (i. d. R. quantitativen) Merkmalen. In dieser Arbeit werden Pearson-Korrelation (bei linearem Zusammenhang) sowie Spearman-Korrelation (ohne Voraussetzung bestimmter Wahrscheinlichkeitsverteilungen und Art des Zusammenhangs) verwendet.
- Landdegradation:** 'Land degradation means reduction and loss of the biological or economic productivity caused by land-use change, from a physical process, or a combination of the two. These include processes arising from human activities and habitation patterns, such as soil erosion, deterioration of the physical, chemical and biological or economic properties of the soil, and long-term loss of vegetation.' (nach Thornes (1996)).
- LAI:** Leaf Area Index, Blattflächenindex, definiert als  $m^2$  Blattfläche pro  $m^2$  Erfassungsfläche.
- Level 2, L2:** Prozessierungslevel in DIMS-Airos, welches Atmosphärenkorrektur und Geocodierung beinhaltet.

**Lineare Abhängigkeit von Vektoren:** Eine Menge von Vektoren ist linear abhängig, wenn sich ein Vektor als Linearkombination der anderen darstellen lässt. Im Zuge der Matrixinvertierung führt bereits eine annäherungsweise lineare Abhängigkeit zwischen EM zu Problemen bei der Entmischung (vgl. auch Konditionierung).

**Lineare spektrale Entmischung:** Verfahren zur quantitativen unscharfen Subpixel-Klassifikation für Mischspektren. Zerlegung eines erfassten Mischspektrums in eine Linearkombination aus der Mischung zu Grunde liegenden Spektren reinen Materialien (EM-Spektren). Hierbei entsprechen die Anteile der EM am Mischsignal den Anteilen der Materialien im erfassten GIFOV.

**MEDSPEC:** Mediterranean Spectra, Feldspektren-Datenbank des Joint Research Centres (JRCs) (vgl. Preissler u. a. (1998)).

**Merkmal, spektrales:** Bezeichnet das Auftreten eines Hoch-, Tief- oder Wendepunkts im Spektrum; tritt zumeist in Form eines Tiefpunkts im Bereich einer Absorptionsbande auf; im Englischen als 'feature' bezeichnet.

**MESMA:** Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis, Ansatz zur spektralen Entmischung unter Verwendung einer hohen Anzahl von EM bei gleichzeitiger Sicherstellung einer guten Konditionierung des Problems.

$\mu$ **MESMA:** Bezeichnung des im Zuge dieser Arbeit erstellten MESMA-Ansatzes.

**Mischungsmodell:** Besteht aus dem EM-Modell sowie dem zu entmischenden Spektrum.

**NPV:** Nicht photosynthetisch aktive Vegetation (spektrale Abgrenzung, vgl. Kap. 2.3.3).

**ORTHO:** Softwarepaket zur Orthoreferenzierung nach Müller u. a. (2005b).

**Pseudo-Inverse:** Algorithmus zur Lösung linearer Gleichungssysteme unter Verwendung der Methode der kleinsten Quadrate.

**PSF:** Point-Spread-Function des Sensors, geometrische Sensor-Response.

**PV:** Photosynthetisch aktive Vegetation (spektrale Abgrenzung, vgl. Kap. 2.3.3).

**Reflektiver Wellenlängenbereich:** Umfasst das VNIR, SWIR I & II.

**Residuum, Residualterm, Residualspektrum:** Der vom EM-Modell nicht erklärte Teil des Mischungsmodells, stellt selbst ein Spektrum dar.

**RMSE, RMS-Fehler:** Root Mean Square Error, in dieser Arbeit zumeist der RMS-Fehler des *Mischungsmodells*. Wenn sich der RMS-Fehler auf Abundanzen bezieht, ist dies explizit angegeben.

**SAM:** Spectral Angle Mapper, spektrales Ähnlichkeitsmaß.

**SID:** Spectral Information Divergence, spektrales Ähnlichkeitsmaß.

**Simplex:** Geometrischer  $n$ -dimensionaler Körper mit  $n+1$  Eckpunkten und somit die konvexe Hülle dieser  $n+1$  linear unabhängigen Punkte.

**SMACC, Sequential Maximum Angle Convex Cone:** Verfahren zu Ableitung von Bild-EM basierend auf *Konvexer Kegeln*.

**SNR:** Signal to Noise Ratio, Verhältnis von Nutz- zu Störsignal.

**SVD:** Singular Value Decomposition, Singulärwertzerlegung. Basis eines Lösungsalgorithmus für lineare Gleichungssysteme unter Verwendung der Methode der kleinsten Quadrate.

**Validierung:** Bewertung eines Verfahrens anhand konkreter Anforderungen an das Produkt (in Anlehnung an ISO 9001:2000).

**Verifikation:** Überprüfung auf korrekte Implementierung, Konsistenz, Plausibilität und Zuverlässigkeit eines Verfahrens (in Anlehnung an ISO 9001:2000).

**Wellenlängenbereiche:** Bezeichnungen und Abgrenzungen der Wellenlängenbereiche sind in Tab. E.1 aufgelistet.

Tabelle E.1: Wellenlängenbereiche und Bezeichnungen nach der Einteilung von Richter und Schläpfer (2002); geringfügig abweichend von der Einteilung nach Schowengerdt (1997).

Bezeichnung dt.	Bezeichnung engl.	Abkürzung	Wellenlängenbereich [ $\mu m$ ]	Strahlungsquelle
Sichtbare Strahlung	Visible	VIS	0,38-0,78	Solar
Nahes Infrarot	Near Infrared	NIR	0,78-1,40	Solar
Sichtbares und Nahes Infrarot	Visible and Near Infrared	VNIR	0,38-1,40	Solar
Kurzwellen-Infrarot I	Short Wave Infrared I	SWIR I	1,4-1,9	Solar
Kurzwellen-Infrarot II	Short Wave Infrared II	SWIR II	1,9-3,0	Solar
Mittleres Infrarot	Mid Wave Infrared	MIR	3,0-7,0	Solar & Thermal
Thermales Infrarot	Thermal Infrared	TIR	7,0-15,0	Thermal

Anmerkung: VNIR, SWIR I & SWIR II werden auch als *reflektive Wellenlängenbereiche* bezeichnet.

## F. Danksagung

Allen voran gilt mein besonderer Dank *Prof. Dr. Stefan Dech*, der mir die Möglichkeit gab, diese Dissertation am Deutschen Fernerkundungsdatenzentrum und am Lehrstuhl für Geographische Fernerkundung der Universität Würzburg anzufertigen. Seine fachkundige Betreuung und seine konstruktiven Ratschläge haben mir in allen Phasen dieser Arbeit immer wieder maßgebliche Impulse gegeben und Lösungswege aufgezeigt. Ebenso sei *Prof. Dr. Hermann Kaufmann* vom GeoForschungsZentrum Potsdam für die Übernahme des Zweitgutachtens und die anregenden Diskussionen herzlich gedankt.

Unverzichtbar für das Gelingen dieser Arbeit war auch das große Engagement meines Arbeitsgruppenleiters *Andreas Müller*, der mir in fachlichen Fragen – und oftmals drüber hinaus – als Mentor mit Rat und Tat zur Seite stand.

Kollegen? Zuallererst *Stefanie Holzwarth*, welche mir tapfer und herzlich aufmunternd den Rücken von allem Tagesgeschäft für die Dissertation freigehalten hat; *Martin Habermeyer* für tiefe Einsichten in die Geheimnisse von IDL,  $\LaTeX$  und 'die Anstalt'; *Dr. Thilo Wehrmann* für viele hilfreiche konstruktive und 'destruktive' Gespräche über Fernerkundung und wichtigere Themen; *Dr. Rudolf Richter* für seine Hilfsbereitschaft und das Teilen seines enormen Fachwissens – Euch sei tausendmal gedankt!

Nicht fehlen dürfen natürlich auch *Wouter Dorigo*, *Wieke Heldens*, *Lena Lieckfeld*, *Jens Oldeland*, *Andreas Eisele*, *Hannes Taubenböck* und *Dr. Uta Heiden*, denen es mit ihren kleinen und großen Anregungen in gemeinsamen Kaffeepausen gelungen ist, mir die Arbeit an meinem Thema immer wieder schmackhaft zu machen. Auch sei vielen weiteren Kollegen des *DLR-DFD-US* sowie *DLR-IMF-EV* für das wirklich einmalige Arbeitsklima gedankt.

Ebenso möchte ich mich herzlich für die Pionierzeiten am Lehrstuhl Fernerkundung bei den 'Würzburgern' bedanken, allen voran bei *Dr. Christopher Conrad* – schön war die Zeit!

Besonders erwähnen möchte ich darüber hinaus *Dr. Sabine Chabrillat* vom GFZ Potsdam für die gute und fundierte Zusammenarbeit während und nach den Feldkampagnen. Weiterhin möchte ich *Dr. C. Oyonarte Gutiérrez* und *Paula Escribano* (Universidad de Almería) sowie *Dr. A. Palacios Orueta* (Universidad Politécnica de Madrid) danken, ebenso *Dr. A. Riaza* (Instituto Geológico y Minero de España) und *Natalie Zabcic* (University of Alberta) für die ergänzende Feldkampagne in Calañas. *Dr. M. Cappellari* (University of Oxford) möchte ich für Freigabe der IDL-Version des BVLS-Algorithmus danken, sowie *Christoph Hecker* (ITC) für die Hyperion-Szene von Cabo de Gata.

Abschließend gebührt ein großes Dankeschön für die sprachliche Korrektur dieser Arbeit und für ihre Unterstützung in all' den Jahren den jungen Familien Spier und Heim-Cöster. Nicht genug danken kann ich meinen Eltern für ihre Unterstützung und Förderung. Sie haben mir auf meinem Weg stets vertraut.

## G. Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass die von mir eingereichte Dissertation zum Thema '*Automatisierte Ableitung von Bodenbedeckungsgraden durch MESMA-Entmischung*' selbständig und nur unter Benutzung der in der Arbeit angegebenen Literatur und sonstigen Quellen angefertigt wurde. Wörtlich und sinngemäß übernommenes Gedankengut habe ich als solches kenntlich gemacht.

Würzburg, den 18. September 2007

# H. Lebenslauf und Veröffentlichungen

## *Persönliche Daten*

Martin Ulrich Richard Bachmann  
geboren am 3. Mai 1976  
in Aalen, Baden-Württemberg  
Familienstand: ledig  
Anschrift:  
Helmpertstr. 13  
80687 München

## *Beruflicher Werdegang*

seit 05/05 Juniorwissenschaftler am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V., Oberpfaffenhofen.  
01/03 – 04/05 Doktorand am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V., Oberpfaffenhofen.  
Von 09/03 bis 04/05 abgeordnet an den DLR-Stiftungslehrstuhl für Geographische Fernerkundung der Julius-Maximilians-Universität Würzburg.

## *Ausbildung*

10/02 – 01/03 Aufbaustudiengang *Umweltschutz und Raumordnung* an der Technischen Universität Dresden.  
09/02 Abschluß Diplom.  
10/01 – 03/02 Diplomarbeit am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V.  
Titel der Arbeit: *Evaluation of Image Fusion Techniques for Large-Scale Mapping Of Non-Green Vegetation. Example: Barrax, Spain.*  
04/00 – 09/02 Studium der Physischen Geographie an der Technischen Universität Dresden. Vertiefungsrichtung *Geoinformatik*, Nebenfächer *Fernerkundung*, *Kartographie*.  
04/99 Abschluß Vordiplom.  
10/96 – 10/99 Studium der Physischen Geographie an der Universität Trier. Nebenfächer *Fernerkundung*, *Kartographie*.  
1995 Abitur am Theodor-Heuss-Gymnasium Aalen.

## *Wissenschaftliche Veröffentlichungen*

- 2007 [Bachmann u. a. 2007b] BACHMANN, M.; HOLZWARTH, S.; MÜLLER, A.: Influence of Local Incidence Angle Effects on Ground Cover Estimates. In: Proceedings of the 10th Intl. Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing. Davos, 2007.
- [Bachmann u. a. 2007a] BACHMANN, M.; HABERMEYER, M.; HOLZWARTH, S.; RICHTER, R.; MÜLLER, A.: Including Quality Measures in an Automated Processing Chain for Airborne Hyperspectral Data. In: Proceedings of the 5th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy. Bruges, 2007. In Print.
- [Eisele u. a. 2007] EISELE, A.; BACHMANN, M.; MÜLLER, A.: Capability to Quantify Pechochemical Parameters Using Spectroscopic Data of Semi-Arid Soils in the Otjozondjupa Region, Central Namibia. In: Proceedings of the 5th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy. Bruges, 2007. In Print.
- [Künzer u. a. 2007] KÜNZER, C.; BACHMANN, M.; MÜLLER, A.; LIECKFELD, L.; WAGNER, W.: Partial Unmixing as a Tool for Single Surface Class Detection and Time Series Analysis. Submitted to International Journal of Remote Sensing, accepted.
- 2006 [Bachmann u. a. 2006b] BACHMANN, M.; RICHTER, R.; MÜLLER, A.; SEARS, M.; HARRIS, P.D.: Desk-Top Simulations of the ARES Hyperspectral Airborne Instrument - Exploartion Scenarios. In: Proceedings GRSG - Remote Sensing for Earth Resources: Exploration, Extraction and Environmental Impacts. GRSG - The Geological Remote Sensing Group (Veranst.), 2006
- [Bachmann u. a. 2006a] BACHMANN, M.; HOLZWARTH, S.; RICHTER, R.; HABERMEYER, M.; BORG, E.; MÜLLER, A.: Image and Sensor Fusion for Airborne Hyperspectral Sensors. In: Anforderungen an geometrische Fusionsverfahren. DIN - Deutsches Institut für Normung e.V. (Veranst.), 2006
- [Borg u. a. 2006] BORG, E.; FICHELTMANN, B.; RICHTER, R.; BACHMANN, M.: Verfeinerung der örtlichen Auflösung multispektraler Fernerkundungsdaten. Deutsches Patent DE-102004039634A1, Europäisches Patent EP-1626256, 2006.
- [Richter u. a. 2006b] RICHTER, R.; BACHMANN, M.; DORIGO, W.; MÜLLER, A.: Influence of the Adjacency Effect on Ground Reflectance Measurements. In: IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 3 (2006), Nr. 4, S. 565–569
- [Colditz u. a. 2006] COLDITZ, R.; WEHRMANN, T.; BACHMANN, M.; STEINNOCHER, K.; SCHMIDT, M.; STRUNZ, G.; DECH, S.: Influence of Image Fusion Approaches on Classification Accuracy A Case Study. In: International Journal of Remote Sensing 27 (2006), Nr. 15, S. 3311–3325
- 2005 [Bachmann u. a. 2005b] BACHMANN, M.; MÜLLER, A.; HABERMEYER, M.; SCHMIDT, M.; DECH, S.: Iterative MESMA Unmixing for Fractional Cover Estimates - Evaluating the Portability. In: Proceedings of the 4th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy. Warsaw, 2005

- 
- [Bachmann u. a. 2005a] BACHMANN, M.; HOLZWARTH, S.; MÜLLER, A.: Spectroscopic Sensors and Methods for the Estimation of Surface Variables in Drylands. In: RÖDER, A. (Hrsg.) ; HILL, J. (Hrsg.): Proceedings of the 1st International Conference on Remote Sensing and Geoinformation Processing in the Assessment and Monitoring of Land Degradation and Desertification. Trier, 2005
- [Habermeyer u. a. 2005] HABERMEYER, M.; MUELLER, A.; HOLZWARTH, S.; RICHTER, R.; MUELLER, R.; BACHMANN, M.; SEITZ, K.-H.; SEIFERT, P.; STROBL, P.: Implementation of the Automatic Processing Chain for ARES. In: Proceedings of the 4th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy. Warsaw, 2005
- [Müller u. a. 2005a] MÜLLER, A.; HOLZWARTH, S.; BACHMANN, M.: Airborne Hyperspectral Data Acquisition for SPARC 2003. In: Proceedings of the SPARC Final Workshop, 4-7 July, Enschede, 2005
- 2004 [Bachmann u. a. 2004a] BACHMANN, M.; MÜLLER, A.; HABERMEYER, M.; DECH, S.: An Iterative Unmixing Approach in Support of Fractional Cover Estimation in Semi-Arid Environments. In: EHLERS, M. (Hrsg.) ; POSA, F. (Hrsg.) ; KAUFMANN, H. (Hrsg.) ; MICHEL, U. (Hrsg.) ; CAROLIS, G. de (Hrsg.): Proceedings SPIE - 11th International Symposium on Remote Sensing, Maspalomas, Gran Canaria, 13.-16.9.2004, 2004, S. 205–213
- [Bachmann u. a. 2004b] BACHMANN, M.; MÜLLER, A.; SCHMIDT, M.; DECH, S.: New Hyperspectral Approaches for the Assessment of Dryland Degradation. Application Example: Ground Cover Estimates. In: Tagungsband DesertNet. Desertifikationsforschung und Entwicklung in Deutschland - Soll und Haben. Bonn, 2004
- [Müller u. a. 2004b] MÜLLER, A.; FISTRIC, S.; BACHMANN, M.; VOGEL, M.; SCHMIDT, M.; STRUNZ, G.; DECH, S.: Remote Sensing Approaches in Support of Sustainable Land Use Management in Semi-Arid Environments. In: Tagungsband DesertNet. Desertifikationsforschung und Entwicklung in Deutschland - Soll und Haben. Bonn, 2004
- [Müller u. a. 2004a] MÜLLER, A.; BACHMANN, M.; DECH, S.: New Hyperspectral Approaches for the Assessment of Dryland Degradation. In: Proceedings of 12th Australasian Remote Sensing and Photogrammetry Conference, 18.-22. October, Fremantle, 2004
- [Wehrmann u. a. 2004] WEHRMANN, T.; COLDITZ, R.; BACHMANN, M.; STEINNOCHER, K.; DECH, S.: Evaluation of Image Fusion Techniques. In: ERASMI, S. (Hrsg.) ; CYFFA, B. (Hrsg.) ; KAPPAS, M. (Hrsg.): Remote Sensing & GIS for Environmental Studies. Göttinger GIS and Remote Sensing Days (GGRS 2004), 2004, S. 296–302
- 2003 [Bachmann und Habermeyer 2003] BACHMANN, M.; HABERMEYER, M.: Evaluation of Image Fusion Techniques for Large-Scale Mapping of Non-Green Vegetation. In: HABERMEYER, M. (Hrsg.) ; MÜLLER, A. (Hrsg.) ; HOLZWARTH, S. (Hrsg.): 3rd EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy, Herrsching, 13.-16. May, 2003

[Dech u. a. 2003] DECH, S.; BACHMANN, M.; MÜLLER, A.: New Remote Sensing Approaches in Support of Sustainable Land Use Management in Semi-Arid Environments. In: Proceedings of the 30th International Symposium on Remote Sensing of Environment. Honolulu, 2003

*Unveröffentlichte Forschungsberichte mit Bezug zu dieser Arbeit*

2006 [Martínez u. a. 2006] MARTÍNEZ, B.; VERGER, A.; GILABERT, M.A.; GARCÍA-HARO, F.J.; MELIÁ, J.; RICHTER, N.; CHABRILLAT, S.; BACHMANN, M.; HOLZWARTH, S.; MÜLLER, A.; HILL, J.; JARMER, T.: DeSurvey-IP Deliverable D1.5.4.2 - Maps of LAI, Vegetation Fractional Cover Leaf Area Index, and Soil Characteristics for Selected Test Areas at Different Scales. Internal Deliverable Report for DeSurvey-IP - A Surveillance System for European Commission Assessing and Monitoring of Desertification. 2006

[Richter u. a. 2006a] RICHTER, N.; CHABRILLAT, S.; BACHMANN, M.; MÜLLER, A.: DeSurvey-IP Deliverable D 1.5.4.3 - Report on Procedures for the Enhanced Parameter Extraction from Current and Future Spaceborne Systems Relevant to Land Degradation Modeling in Semi-Arid Environments. Internal Deliverable Report for DeSurvey-IP - A Surveillance System for European Commission Assessing and Monitoring of Desertification. 2006