

**Beitrag zur skalenabhängigen Erfassung teilschlagspezifischer
Pflanzenschäden mit Methoden der Fernerkundung und Geoin-
formation**

Dissertation
zur
Erlangung des Doktorgrades (Dr. rer. nat.)
der
Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät
der
Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn

vorgelegt von
Dipl. Geogr. Kerstin Voß
aus Bad Honnef

Bonn, 2005

Angefertigt mit Genehmigung der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn.

1. Referent: Prof. Dr. G. Menz
 2. Referent: Prof. Dr. W. Kühbauch
- Tag der Promotion: 28.02.2005

Die Arbeit ist mit Unterstützung der Deutschen Forschungsgemeinschaft
(Graduiertenkolleg 722) entstanden

Die Arbeit ist auf dem Hochschulschriftenserver der ULB Bonn
http://hss.ulb.uni-bonn.de/diss_online elektronisch publiziert.

I. Inhaltsverzeichnis

I	Inhaltsverzeichnis.....	i
II	Abbildungsverzeichnis.....	v
III	Tabellenverzeichnis.....	viii
IV	Abkürzungsverzeichnis	ix
V	Vorwort.....	xi
VI	Zusammenfassung.....	xiii
1	Problemstellung und Zielsetzung.....	1
1.1	Hintergrund	1
1.2	Einbindung der Themenstellung in das Fach Geographie	4
1.3	Zielsetzung	5
1.4	Aufbau der Arbeit.....	8
2	Theoretische Grundlagen und Stand der Forschung	10
2.1	Fernerkundung und Vegetation.....	10
2.2	Spektrale Reflexionseigenschaften von Vegetation.....	11
2.3	Fernerkundung innerhalb des „Precision Farming“	14
2.4	Der Skalen-Begriff	20
2.4.1	Definition des Skalen-Begriffs.....	20
2.4.2	Die Entwicklung der wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit dem Begriff „Skala“	21
2.4.3	Skalen & Fernerkundung	24
2.4.4	Analysemöglichkeiten von Skaleneffekten.....	28
2.5	Die Bedeutung des Skalenniveaus für den Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb des Precision Farming	35
2.6	Wissenschaftliche Innovation der vorliegenden Arbeit	37
3	Untersuchungsgebiet und Versuchsbeschreibung.....	39
3.1	Untersuchungsgebiet (Winterweizenversuche).....	39
3.1.1	Versuchsbeschreibung der Winterweizenversuche.....	40
3.1.2	Überprüfung der Wirksamkeit der pflanzenbaulichen Maßnahmen.....	43
3.2	Weitere Versuchsflächen zur Überprüfung der Übertragbarkeit der entwickelten Methode.....	47
4	Eingesetzte Software und Datenmaterial	49
4.1	Eingesetzte Software	49
4.2	Datenmaterial	49
4.2.1	Fernerkundungsdaten	49

4.2.2	Zusätzliche Daten	51
5	Aufbereitung der Fernerkundungsdaten	56
5.1	Geometrische Korrektur	56
5.2	Radiometrische Korrektur	57
5.2.1	Hintergrund	57
5.2.2	Durchführung der radiometrischen Korrektur	59
6	Auswirkung des Winterweizenversuchs auf die spektrale Signatur des Weizenbestandes ..	64
7	Veränderung der räumlichen Auflösung und visuelle Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden	68
7.1	Veränderung der räumlichen Auflösung	68
7.2	Visuelle Erfassung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden	69
8	Digitale Erfassung von teilschlagspezifischen Strukturen – Maximum Likelihood Klassifikation	72
8.1	Grundlagen der Klassifikation	72
8.2	Durchführung der Maximum Likelihood Klassifikation	73
8.2.1	Erstellung des Klassifikationsschlüssels	73
8.2.2	Auswahl der Trainingsgebiete	74
8.2.3	Signaturanalyse und Durchführung der Klassifikation	74
8.2.4	Überprüfung und Beurteilung der Klassifikationsergebnisse	76
9	Digitale Erfassung von teilschlagspezifischen Strukturen - Subpixelklassifikation	80
9.1	Theorie und Hintergrund der spektralen Entmischung	81
9.1.1	Lineare Mischung – Mischpixelbildung	81
9.1.2	Lineare spektrale Entmischung	82
9.1.3	Einsatzgebiete der spektralen Entmischung	83
9.2	Methodische Durchführung der spektralen linearen Entmischung	84
9.2.1	Endmembersselektion	87
9.2.2	Durchführung der Subpixelklassifikation	92
9.2.3	Visuelle Validierung der Ergebnisse der Subpixelklassifikation	94
9.2.4	Validierung der Ergebnisse der Subpixelklassifikation Klassifikationsergebnisse mittels Zufallspunkten	103
9.2.5	Vergleich der Ergebnisse der Subpixelklassifikation mit den Ergebnissen der Maximum Likelihood Klassifikation	105
10	Ableitung von empirischen Schwellenwerten auf Grundlage von Landschaftsstrukturmaßen (LSM)	108
10.1	Auswahl und Berechnung der LSM	108
10.2	Bewertung des Einflusses der Skalierung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden	114

10.2.1	Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation (Landschaftsebene).....	116
10.2.2	Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation (Klassenebene).....	118
10.2.3	Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Subpixelklassifikation (Landschaftsebene).....	121
10.2.4	Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Subpixelklassifikation (Klassenebene)	123
11	Statistische Überprüfung der empirisch abgeleiteten Schwellenwerte der räumlichen Auflösung	128
11.1	Problemstellung.....	128
11.2	Die Diskriminanzanalyse – theoretischer Hintergrund & praktische Umsetzung	128
11.2.1	Definition der Gruppen	129
11.2.2	Formulierung und Schätzung der Diskriminanzfunktion.....	129
11.2.3	Prüfung der Diskriminanzfunktion.....	132
12	Die Frage der Übertragbarkeit der empirischen Ableitung von Schwellenwerten	135
12.1	Unterschiede der landwirtschaftlichen Flächen	135
12.2	Klassifikation der Daten.....	136
12.2.1	Theoretische Grundlagen der Fourier Transformation.....	139
12.2.2	Durchführung der Fast Fourier Transformation.....	140
12.2.3	Klassifikation des gefilterten Bildes	142
12.3	Schwellenwertermittlung	143
12.3.1	Aufstellung der zu überprüfenden Hypothesen.....	143
12.3.2	Durchführung der empirischen Schwellenwertermittlung für Zuckerrübenschlagn 1 und -2.....	144
13	Beurteilung und Ausblick.....	148
13.1	Zusammenfassung.....	148
13.2	Bewertung der Methode	149
13.3	Forschungsbedarf und zukünftige Entwicklungsperspektiven.....	152
14	Literaturverzeichnis.....	155
15	Glossar.....	173
16	Anhang	176
16.1	Trennbarkeitsmaße der unterschiedlichen Maximum Likelihood Klassifikationen ..	176
16.2	Errormatrix der Maximum Likelihood Klassifikation der Weizenfläche	176
16.3	Accuracy Report der Maximum Likelihood Klassifikation der Weizenfläche.....	182
16.4	Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“	186

16.5	Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“	191
16.6	Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“	196
16.7	Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“	201
16.8	Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“	206
16.9	Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank/ ohne Stickstoffmangel“	211
16.10	Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund/ mit Stickstoffmangel“	216
16.11	Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“	221
16.12	Landschaftsstrukturmaße auf Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikation	226
16.12.1	Landschaftsebene	226
16.12.2	Klassenebene	226
16.13	Landschaftsstrukturmaße auf Grundlage der Subpixelklassifikation.....	230
16.13.1	Landschaftseben	230
16.13.2	Klassenebene	231
16.14	Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsergebnisse der Zuckerrübenfläche-1	239
16.15	Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsergebnisse der Zuckerrübenfläche-2	241
16.16	Accuracy Report der Klassifikationsergebnisse der Zuckerrübenfläche-1	243
16.17	Accuracy Report der Klassifikationsergebnisse der Zuckerrübenfläche-2	244
16.18	Landschaftsstrukturmaße der Zuckerrübenflächen-1 & Zuckerrübenflächen-2	246
17	Lebenslauf	249

II. Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Struktur der Arbeit	9
Abbildung 2: Strahlungsfluss durch ein Blatt	12
Abbildung 3: Meanings of scale.....	20
Abbildung 4: Zeitliche und räumliche Auflösungsebenen ausgewählter Prozesse.....	26
Abbildung 5: Veränderung der Beziehung zwischen NDVI und LAI mit Veränderung der räumlichen Auflösung	28
Abbildung 6: Data variability across scales	29
Abbildung 7: Darstellung der räumlichen Einheiten Landschaftselement – Klasse - Landschaft	32
Abbildung 8: Skalenspirale	36
Abbildung 9: Schematischer Überblick über die räumliche Lage der Versuchsgüter „Dikopshof“ und „Klein Altendorf“	40
Abbildung 10: Darstellung des Winterweizenversuchs der Vegetationsperiode 2002 – Dikopshof -.....	42
Abbildung 11: Darstellung der vorgestellten Blattkrankheiten.....	45
Abbildung 12: Darstellung der Felderhebungen	46
Abbildung 13: Nesterweises Welken mit „ <i>Heterodera schachtii</i> “ befallener Zuckerrüben ...	48
Abbildung 14: Spektrale Signatur eines gesunden Weizenbestandes	53
Abbildung 15: Spektrale Signatur eines gesunden Weizenbestandes nach der Aufbereitung	54
Abbildung 16: Strahlungswege der elektromagnetischen Strahlung im System „ <i>Sonne- Erde-Sensor</i> “ sowie Bestandteile am Sensorsignal	58
Abbildung 17: Validierung der radiometrischen Korrektur über den Vergleich der spektralen Reflexion der vier Vitalitätsstufen des Weizens	62
Abbildung 18: Spektrale Signaturen der vier Vitalitätsstufen des Weizens – Datengrundlage atmosphärisch korrigiertes QuickBird-2 Bild vom 25.06.2001	65
Abbildung 19: NDVI-Bild des Winterweizenversuchs – Datengrundlage: QuickiBird-2 Bild vom 25.06.2002.....	66
Abbildung 20: NDVI Mittelwerte der vier Vitalitätsstufen - Datengrundlage der NDVI-Berechnung QuickBird-2 Bild vom 25.06.2002	67
Abbildung 21: Darstellung des Winterweizenfeldes in verschiedenen räumlichen Auflösungen – Datengrundlage: QuickBird-2 Bild vom 25.06.20029	70
Abbildung 22: Darstellung der Trennbarkeit der vier Vitalitätsstufen des Weizens im Feature Space	75
Abbildung 23: Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation für die räumlichen Auflösungen 0,7 m, 2,8 m, 4 m, 15 m, 20 m und 30 m – Datengrundlage QuickBird-2 Bild vom 25.06.2002 -	77
Abbildung 24: Veränderung der Gesamtgenauigkeit der Maximum Likelihood Klassifikation des Winterweizenversuchs mit Verringerung der räumlichen Auflösung	78

Abbildung 25: Vergleich der Gesamtgenauigkeit der Maximum Likelihood Klassifikation für ausgewählte räumliche Auflösungen	79
Abbildung 26: Schematische Darstellung der Abundanzen der Endmember innerhalb eines Mischpixels	81
Abbildung 27: Schematische Darstellung der Durchführung der linearen Entmischung	86
Abbildung 28: PPI-Bild für den Winterweizenversuch – Datengrundlage: Subset des atmosphärisch korrigierten QuickBird-2 Satellitenbildes vom 25.06.2002 (räumliche Auflösung 2,8 m)	88
Abbildung 29: Visueller Vergleich zwischen den Bildendmembern und den Referenzendmembern der vier Vitalitätsstufen des Weizens.....	90
Abbildung 30: Funktionsprinzip des SAM	91
Abbildung 31: Vergleich der Ergebnisse der linearen Entmischung mit dem Versuchsaufbau zur visuellen Validierung der linearen Entmischung (Datengrundlage: QuickBird- Satellitenbild – resampelt auf 1m räumliche Auflösung)	95
Abbildung 32: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung.....	97
Abbildung 33: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung.....	98
Abbildung 34: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung	99
Abbildung 35: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung	100
Abbildung 36.: Pixelanteile des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ der Subpixelklassifikation auf der Grundlage des 1 m aufgelösten QuickBird-2 Bildes sowie der Subpixelklassifikation auf der Grundlage des 2 m aufgelösten QuickBird-2 Bildes	101
Abbildung 37: Veränderung des Korrelationskoeffizienten der Beziehung zwischen den Pixelanteilen der Endmember und der räumlichen Auflösung	103
Abbildung 38: Veränderung der Gesamtgenauigkeit der Subpixelklassifikation mit der Verringerung der räumlichen Auflösung	105
Abbildung 39: Bedeutung der Begriffe „Landschaft“ und „Klasse“ bei unterschiedlichen Klassifikationsansätzen	115
Abbildung 40: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit der räumlichen Auflösung (Landschaftsebene) - Datengrundlage: Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation –	118
Abbildung 41: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit Veränderung der räumlichen Auflösung (Klassenebene) – Datengrundlage: Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation –	120
Abbildung 42: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit Veränderung der räumlichen Auflösung (Landschaftsebene) – Datengrundlage: Ergebnisse der Subpixelklassifikation-	122

Abbildung 43: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit Veränderung der räumlichen Auflösung (Klassenebene) – Datengrundlage: Ergebnisse der Subpixelklassifikation –	125
Abbildung 44: Trennung durch verschiedene Diskriminanzfunktionen	130
Abbildung 45: Veränderung der Klassifikationsgenauigkeit mit der Verringerung der räumlichen Auflösung (Datengrundlage: CIR-Luftbild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m).....	137
Abbildung 46: Darstellung der Trennbarkeit der Landbedeckungsklassen „Zuckerüben mit Nematodenbefall“ & „Fahrspur“ im Feature Space	138
Abbildung 47: Darstellung der Arbeitsschritte zur Eliminierung der Landbedeckungsklasse „Fahrspur“ aus dem Color Infrarot Luftbild.....	141
Abbildung 48: Vergleich der Klassifikationsergebnisse ohne (a) und mit (b) zuvor durchgeführter Fourier Transformation (Datengrundlage: CIR- Luftbild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m).....	143
Abbildung 49: Empirische Schwellenwertableitung auf Grundlage der LSM-Werte für unterschiedliche räumliche Auflösung am Beispiel der Zuckerrübenfläche-1	146

III. Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Zeiträume und Anwendungsmöglichkeiten der Fernerkundung zur Erfassung teilschlagspezifischer Information	16
Tabelle 2: Übersicht über die ausgebrachten Mengen an Dünge- und Pflanzenschutzmitteln	41
Tabelle 3: Technische Daten von QuickBird- 2	50
Tabelle 4: Technische Daten der CIR Luftbilder (Pfeifer & Langen)	50
Tabelle 5: Standardspezifikationen des FieldSpec Pro	51
Tabelle 6: Überblick über die verwendeten Referenzdaten	55
Tabelle 7: Klassifikationsschlüssel	73
Tabelle 8: Ergebnisse der SAM Analyse	92
Tabelle 9: Überblick über die verwendeten Landschaftsstrukturmaße (LSM) zur Analyse von Rasterbildern (Verwendet nach FRAGSTATS).....	109
Tabelle 10: Symbole der Berechnungsformeln der verwendeten Landschaftsstrukturmaße .	110
Tabelle 11: Klassifikationsmatrix auf der Basis, der aus der Maximum Likelihood Klassifikation abgeleiteten LSM (Klassenebene)	133
Tabelle 12: Klassifikationsmatrix auf der Basis der aus der Subpixelklassifikation abgeleiteten LSM (Landschaftsebene)	134
Tabelle 13: Klassifikationsmatrix auf der Basis, der aus der Subpixelklassifikation abgeleiteten LSM (Klassenebene).....	134
Tabelle 14: Nutzergenauigkeit der überwachten Maximum Likelihood Klassifikation des Zuckerrübenschlags-2 bei Rommerskirchen.....	139
Tabelle 15: Vergleich der Nutzergenauigkeit der Klassifikationsergebnisse vor und nach Durchlauf der Fast Fourier Transformation (Datengrundlage: CIR-Luftbild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m).....	142

IV. Abkürzungsverzeichnis

AAI	Applied Analysis Inc.
AOI	Area of Intrest
ASD	Analytical Spectral Devices
ATCOR	Atmospheric Correction Algorithm
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
AVIRIS	Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer
AWMSI	Area-Weighted-Mean-Shape-Index
CASI	Compact Airborne Spectrographic Imager
CCD	Charge Coupled Devises
CEO	Center for Earth Observations
CIR	Color-Infrarot
CSA	Canadian Space Agency
CONTAG	Contagion Index
DN	Digital Number
EEA	Europäische Umweltagentur
EPA	US Environmental Protection Agency
ERDAS	Earth Resource Data Analysis System
FFT	Fast Fourier Transformation
GIS	Geographisches Informationssystem
GPS	Global Positioning System
IALE	International Association for Landscape Ecology
IFFT	Inverse Fast Fourier Transformation
IFOV	Instantaneous Field of View
IGBP	International Geosphere-Biosphere Program
IHDP	International Human Dimensions of Global Change Program
IHS	Intensity, Hue, Saturation
LACIE	Large Area Crop Inventory Experiment
Landsat-MSS	Landsat-Multispectral Scanner
Landsat-TM	Landsat-Thematic Mapper
PLand	Percent of Landscape
LAI	Leaf Area Index
LIZ	Landwirtschaftlicher Informationsdienst Zuckerrübe
LMM	Linear Mixing Model
LSI	Landscape Shape Index
LSM	Landschaftsstrukturmaß
MEERC	Multiscale Experimental Ecosystem Research Center
MIR	Mittleres Infrarot
MNN	Mean Nearest Neighbor Distance
MOI	Material of Intrest
MPS	Mean Patch Size
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Near Infrared
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NP	Number of Patches
PPI	Pixel Purity Index
PR	Patch Richness
PRI	Photochemical Reflectance Index

PSSD	Patch Size Standard Deviation
QSI	Quadratsumme innerhalb Gruppen
QSZ	Quadratsumme zwischen Gruppen
RGB	Rot-Grün-Blau
RMS	Route Mean Square
SAM	Spectral Angle Mapping
SPOT	Système Probatoire d'Observation de la Terre
UNCED	Conference on Environment and Development
USGS	US Geological Survey
VIS	visible light

V. Vorwort

An dieser Stelle möchte ich allen herzlich danken, die zum Zustandekommen dieser Arbeit beigetragen haben.

Diese Arbeit entstand in der Arbeitsgruppe Fernerkundung am Geographischen Institut der Universität Bonn im Rahmen des durch die DFG geförderten Graduiertenkollegs 722 „Einsatz von Informationstechniken zur Präzisierung des Pflanzenschutzes auf landwirtschaftlich und gärtnerisch genutzten Flächen“.

Maßgeblich unterstützt wurde diese Arbeit durch meinen Erstbetreuer Herrn Prof. Dr. G. Menz (Arbeitsgruppe Fernerkundung, Geographisches Institut, Univ. Bonn). Für sein großes Interesse an der Fragestellung der Arbeit, die fachliche Betreuung und die zahlreichen konstruktiven Diskussionen sowie sein Engagement zur Unterstützung meiner Person in der wissenschaftlichen Laufbahn möchte ich mich herzlich bedanken.

Als zweiten Gutachter konnte ich Herrn Prof. Dr. W. Kühbauch (Institut für Pflanzenbau, Univ. Bonn) gewinnen. Seine agrarwissenschaftliche Sichtweise erleichterte mir den Einstieg in die Thematik des „Precision Farming“ ungemein. Für das große Interesse an der Fragestellung und für die ergiebigen Diskussionen möchte ich mich ebenfalls sehr herzlich bedanken.

Für die zahlreichen Gespräche und Anregungen vor allem aus pflanzenbaulicher Sicht sowie die gute Organisation des Graduiertenkollegs gilt mein Dank Herrn Prof. Dr. R. Gerhards (Institut für Phyto-medizin, Univ. Hohenheim).

Ebenfalls möchte ich mich bei Frau Dr. Angela Lausch (UFZ Leipzig, Sektion Angewandte Landschaftsökologie) bedanken, die einen wichtigen Grundstein für mein Interesse an fernerkundlichen Fragestellungen gelegt hat und während der letzten drei Jahre für Fragen und Probleme stets ein offenes Ohr hatte.

Mein Dank gilt darüber hinaus meinen Kollegen im Graduiertenkolleg, durch die u.a. im Rahmen von internen Kolloquien stets eine lebhaftige Diskussion stattgefunden hat. Insbesondere möchte ich mich bei Jan Jacobi (Institut für Pflanzenbau, Univ. Bonn) für die Hilfe und zahlreichen Tipps bei der Versuchsplanung, für die gemeinsamen Felderhebungen sowie für zahlreiche Diskussionen bedanken. Bei Astrid Schmitz möchte ich mich für Ihre Hilfe im Themengebiet der „Zuckerrüben nematoden“ bedanken. Ebenfalls Danke sagen möchte ich Matthias Backes, der die Interessen der Stipendiaten des Graduiertenkollegs in den letzten drei Jahren mit großem Engagement vertreten hat.

Ein großes Dankeschön geht an die Mitarbeiter der Arbeitsgruppe Fernerkundung (Geographische Institut, Univ. Bonn) für die nette Arbeitsatmosphäre und die konstruktiven Diskussionen. Besonders bedanken möchte ich mich hier bei Dr. Hans-Peter Thamm für zahlreiche Diskussionen und die Hilfe bei Programmierarbeiten, bei Julia Röhrig für das große Interesse an meiner Arbeit, für den guten wissenschaftlichen Austausch, die inhaltlichen Anregungen und vor allem die seelische und moralische Unterstützung, sowie bei Michael Judex und Jana Borgwardt für die zahlreichen Diskussionen. Ein ganz besonderes Dankeschön gilt auch Thomasz Dobrzeniecki für die engagierte Betreuung der Hard- und Software sowie an Bärbel Konermann-Krüger für die Hilfe bei allen verwaltungstechnischen Fragen.

Ebenfalls möchte ich mich bei den Mitarbeitern des Zentrums für Fernerkundung der Landoberfläche ZFL (Univ. Bonn) für die kurzfristige Bereitstellung eines Arbeitsplatzes, die Nutzung der verschiedenen Softwareprogramme und die schöne Arbeitsatmosphäre bedanken. Besonders bedanken möchte ich mich hier bei Vanessa Heinzl für die konstruktiven Diskussionen und Anregungen im Bereich des „Preprocessing“.

Bei Herrn Dr. Kremer-Schilling (Pfeifer & Langen, Elsdorf) bedanke ich mich für die Überlassung der CIR-Luftbilder sowie bei Herrn Strauchen (Pfeifer & Langen, Elsdorf) für die mühevollen Zusammenstellung dieser Daten. Ebenfalls möchte ich mich bei Herrn Dr. Kämmerling (LIZ, Elsdorf) und Herrn Dr. Kochs (LIZ, Elsdorf) für die Bereitstellung von Ground Truth Daten bedanken.

Bei den Mitarbeitern der Versuchsgüter „Dikopshof“ und „Klein-Altendorf“ bedanke ich mich herzlich für die praktische Umsetzung der Versuche.

Für die engagierte und kritische Durchsicht meiner Arbeit möchte ich mich ganz herzlich bei Matthias Braubach bedanken.

Ein ganz besonderer Dank gilt meiner Mutter und meinen Großeltern, die mich auf meinem Lebensweg liebevoll unterstützt haben.

Mein größter Dank gilt meinem Mann Holger, der während der gesamten Promotionszeit eine unendliche Geduld an den Tag legte und mich in allen Phasen unermüdlich unterstützt hat. Ebenfalls möchte ich Danke sagen für die wunderschöne gemeinsame Zeit und seine Liebe.

Kerstin Voß

Bonn, im Oktober 2004

VI. Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit wird der Einfluss der räumlichen Auflösung von Fernerkundungsdaten auf die Erkennbarkeit und die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden analysiert. Das Ziel ist es, über eine empirisch-statistische Analyse die Frage nach der benötigten räumlichen Auflösung zur Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden zu beantworten. Die Herangehensweise erfolgt über einen induktiven Ansatz am Beispiel eines charakteristischen „Patchwork“-Musters von vitalen und geschädigten Weizenparzellen. Die Winterweizenversuche wurden in den Vegetationsperioden 2001/2002 und 2002/2003 in der Niederrheinischen Bucht auf den Versuchsgütern der Universität Bonn „Dikopshof“ und „Klein Altendorf“ angelegt. Diese Versuche wurden so konzipiert, dass neben gesunden und vitalen Bereichen auch Teilflächen mit unterschiedlichen Schädigungen, abiotischem und biotischem Stress, existierten. Die Datengrundlage der Analyse stellt ein räumlich hochauflösendes Satellitenbild des Satelliten QuickBird-2 dar. Dieses Bild wurde am 25.06.2002 aufgenommen. Während das multispektrale Bild über eine räumliche Auflösung von 2,8 m verfügt, besitzt das panchromatische Bild eine räumliche Auflösung von 0,7 m. Aus diesem hochauflösenden Satellitenbild können teilschlagspezifische Pflanzenschäden aufgrund des geänderten spektralen Verhaltens digital sehr gut erfasst werden. Das Beispiel des Winterweizenversuchs verdeutlicht, dass zwischen einem abiotischen Stress (Stickstoffmangel) und einem biotischen Stress (Pilzbefall) sehr gut unterschieden werden kann.

Zur Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden werden auf der Grundlage des hochauflösenden QuickBird-2 Bildes Bilddaten mit unterschiedlicher räumlicher Auflösung zwischen 1 m und 30 m generiert. Die Berechnung dieser Datensätze erfolgt über das Resamplingverfahren „Cubic Convolution“. Es wird gezeigt, dass mit der Abnahme der räumlichen Auflösung ein Informationsverlust einhergeht. Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung wird ein Schwellenwert erreicht, ab dem die räumliche Heterogenität des landwirtschaftlichen Schlages nicht mehr ausreichend erfasst werden kann. Empirisch kann dieser Schwellenwert über die Veränderung der Werte verschiedener Landschaftsstrukturmaße ermittelt werden. Aus den Analysen der Landschaftsstrukturmaße geht hervor, dass der ermittelte Schwellenwert von der gewählten Klassifikationsmethode abhängig ist. Während zur Erfassung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Winterweizenversuchs über den traditionellen Klassifikationsansatz der „Maximum Likelihood Klassifikation“ eine räumliche Auflösung von mindestens 6 m benötigt wird, können die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden über den Algorithmus der „Subpixelklassifikation“ aus Fernerkundungsdaten mit einer räumlichen Auflösung von bis zu 9 m erfasst werden. Die empirisch abgeleiteten Schwellenwerte werden über eine Diskriminanzanalyse statistisch überprüft und abgesichert. Im Anschluss wird eine mögliche Übertragbarkeit der angewandten Methode anhand zwei Zuckerrübenschlage überprüft. Die Datengrundlage bildet hier ein Color-Infrarot-Luftbild mit einer

räumlichen Auflösung von 0,7 m. Aus diesem hochauflösenden Luftbild wurden ebenfalls über das Resamplingverfahren „Cubic Convolution“ Daten mit unterschiedlicher räumlicher Auflösung zwischen 1 m und 30 m berechnet. Der Vergleich der Ergebnisse für die Zuckerrübenflächen mit den Ergebnissen der Weizenfläche verdeutlicht, dass die erforderliche räumliche Auflösung zum einem von der mittleren Größe der Schadpatches abhängig ist. Zum anderen hat die Streuung der Größe der Schadpatches um den Mittelwert einen entscheidenden Einfluss auf die benötigte räumliche Auflösung. Infolgedessen zeigen die Ergebnisse, dass eine generelle Aussage über die benötigte räumliche Auflösung zur Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht möglich ist, da die Höhe des Schwellenwerts stark von der Streuung der Größe der Schadpatches um den Mittelwert beeinflusst wird. Über die mittlere Größe der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden ist jedoch eine hilfreiche Eingrenzung der benötigten räumlichen Auflösung möglich.

Insgesamt verdeutlichen die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit, dass, aufgrund der kleinräumigen Inhomogenitäten teilschlagspezifischer Pflanzenschäden, die Erfassung hohe Anforderungen an die Fernerkundung stellt. Entsprechend werden zur Erfassung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden extrem hohe räumliche Auflösungen benötigt. Diese extrem hohen Auflösungen werden heute nur von wenigen Satellitensystemen (z.B. IKONOS, QuickBird-2) erreicht. Allerdings liegt der Nachteil dieser Systeme in den sehr kleinen Aufnahme Fenstern und in den für die Nutzung innerhalb der landwirtschaftlichen Produktion zu hohen Kosten. Der für 2006/2007 geplante Satellit RapidEye weist diese Nachteile nicht mehr auf, da er bei geringeren Kosten über ein sehr breites Aufnahme Fenster von 80 km Breite und 1500 km Länge, eine hohe zeitliche Auflösung mit einer Wiederholrate von einem Tag verfügen wird. Die räumliche Auflösung dieses Satelliten beträgt 6,5 m. Somit können teilschlagspezifische Pflanzenschäden in einer Größenordnung, wie sie in dieser Arbeit analysiert werden, mit RapidEye sehr gut erfasst werden. Dementsprechend wird RapidEye aufgrund seiner hohen räumlichen und zeitlichen Auflösung in Zukunft einen wichtigen Beitrag bei der fernerkundlich gestützten Erkennung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden leisten können.

„Subdividing a field into small management units may improve both the economic and environmental sustainability of crop production systems“ (Dixon & MCCANN, 1997: 21).

1. Problemstellung und Zielsetzung

1.1 Hintergrund

Seit der Konferenz für Umwelt und Entwicklung der Vereinten Nationen 1992 in Rio de Janeiro ist mit dem Globalen Aktionsprogramm für das 21. Jahrhundert (Agenda 21) der Begriff der Nachhaltigkeit als Zielvorgabe für zukünftige Entwicklung eingeführt worden. Vor dem Hintergrund, dass sich die Weltbevölkerung bis zum Jahr 2025 voraussichtlich auf 8,5 Milliarden erhöht haben wird, widmet sich Kapitel 14 der Deklaration explizit der Förderung einer nachhaltigen Landwirtschaft und nachhaltigen ländlichen Entwicklung. *„Oberstes Ziel dieser Entwicklung ist die nachhaltige Steigerung der Nahrungsmittelproduktion und der Ernährungssicherung. Dazu bedarf es entsprechender Initiativen im Bildungsbereich, des Einsatzes ökonomischer Anreize und der Entwicklung angepasster und neuer Technologien, um eine zuverlässige Ernährungssicherung [...] zu gewährleisten“* (BMU, 1997: 106). Zur Umsetzung einer ökologischen und nachhaltigen Landwirtschaft existieren in den USA, Kanada und Europa bereits vielfältige Gesetze und Auflagen zur Reduzierung der Einsatzmengen von Dünge- und Pflanzenschutzmitteln. So hat beispielsweise der Europäische Rat im Juni 2001 in Göteborg Reformen für eine umweltfreundliche landwirtschaftliche Produktion beschlossen (EUROPÄISCHE KOMMISSION 2003). Daraus haben sich verschiedene Düngemittelverordnungen und Wasserschutzgebietsanordnungen ergeben (BILL et al. 1996). Da die landwirtschaftlich genutzte Fläche in Deutschland einen Flächenanteil von 53,5 % einnimmt (STATISTISCHES BUNDESAMT 2003), kommt der Landwirtschaft zudem eine grundlegende Rolle im Umwelt- und Naturschutz zu.

Vor diesem Hintergrund unterliegt das Management der landwirtschaftlichen Produktion momentan einem Wandel. Bis jetzt basieren Entscheidungen innerhalb der landwirtschaftlichen Pflanzenproduktion auf den Erfahrungen der Landwirte, visuellen Bonituren, Feldinspektionen und Stichproben von Boden- und Pflanzenmaterial, so dass die Pflanzenproduktion auf der Grundlage von qualitativen Durchschnittswerten und punktuellen Aufnahmen im Gelände erfolgt. Anhand dieser stochastischen Erhebungen können die teilschlagspezifischen Unterschiede der Variabilität innerhalb von Kulturflächen nicht ausreichend genau erfasst werden, so dass sowohl Pflanzenschutz- als auch Düngemittel in einheitlicher Dosierung über das gesamte Feld ausgebracht werden. Die heutige Bewirtschaftungsweise stammt aus der vorindustriellen Zeit. Zu diesem Zeitpunkt wurden die

einzelnen Schläge¹ hinsichtlich ihrer Form und Größe so angelegt, dass sie möglichst einheitliche Anbau- und Wachstumsbedingungen aufwiesen. „*Before the completion of agricultural mechanization the very small size of fields allowed farmers to vary treatments manually*“ (ZHANG et al. 2002: 113f). Hinzu kommt, dass durch das Prinzip der Realteilung in einigen Regionen Europas die Größe der Schläge von Generation zu Generation verkleinert wurde. „*Die aktuellen betriebsorganisatorischen und ökonomischen Zwänge führen in einigen Regionen Deutschlands aber immer häufiger zu Vergrößerungen von bisher kleinen Schlägen*“ (WERNER, 2002: 11).

Infolgedessen führt der agrarstrukturelle Wandel der vergangenen Jahrzehnte zu einer Vergrößerung der Spannweite der Standortunterschiede innerhalb der einzelnen landwirtschaftlichen Schläge und somit zu einer Zunahme der landwirtschaftlichen Flächen, die stark heterogen sind (BLACKMORE 1994, STAFFORD, 2000, West et al. 2003). Die Ursachen für die Heterogenität der landwirtschaftlichen Flächen ergeben sich durch Boden- und Unterbodeneigenschaften (WERNER, 2002), sowie bodenseitige Wirkungen aufgrund anthropogener Einflüsse „[...] wie alte Wege, ehemalige Abladestellen für Stallmist, Zuckerrüben und Dünger sowie verfüllte Gräben, alte Erosionsrinnen usw.“ (LAMP et al. 1998: 9f). Neben wechselnden Bodeneigenschaften führen auch Unterschiede in der Wasserversorgung, im Relief und somit im Mikroklima sowie unterschiedliche Stresssituationen, wie Pilzkrankungen, Unkraut oder Nährstoffmangel, zu ungleichen Wachstumsbedingungen (GRENZDÖRFFER 1998, LAMP et al., 1998).

Als Folge der einheitlichen Bewirtschaftung heterogener Flächen bleiben schlaginterne Unterschiede unberücksichtigt. Dies hat zur Folge, dass Flächen mit einem hohen Ertragspotenzial unterversorgt bleiben. Infolgedessen wird das Gewinnpotenzial nicht ausgeschöpft. Umgekehrt führt die einheitliche Bewirtschaftung in Teilbereichen mit einem geringen Ertragspotential zu einer Überversorgung mit Dünge- und Pflanzenschutzmitteln, mit der Folge einer vermeidbaren Belastung der Ökosysteme, unnötigen monetären Ausgaben für den Landwirt, und somit einem Gewinnverlust (EBEL & GRAFF 1994, GRENZDÖRFFER 1998, ZASKE 1998, JÜRGENS 2000). Insofern wird das konventionelle Produktionssystem als „*relatively high input system*“ (BLACKMORE, 2000: 2) bezeichnet, welches den Forderungen nach einer nachhaltigen Landwirtschaft sowohl im ökologischen als auch im ökonomischen Sinn widerspricht.

Zur Realisierung einer nachhaltigen Landwirtschaft geht der Entwicklungstrend verstärkt zur Präzisierung der pflanzenbaulichen Maßnahmen (DIXON & MCCANN 1997, PINTER et al. 2003), wobei die teilschlagspezifischen Unterschiede bei der Applikation von Dünge- und Pflanzenschutzmitteln gezielt berücksichtigt werden. Dieses Management-Konzept der landwirtschaftlichen Produktion wird mit den synonym zu verwendenden Begriffen „*Präzisionslandwirtschaft*“, „*teilschlagspezifi-*

¹ Ein landwirtschaftlicher Schlag wird definiert als ein Ackerstück, das im Rahmen der Fruchtfolge mit einer einheitlichen Kulturpflanze bestellt wird.

sche Bewirtschaftung“ bzw. „*Precision Farming*“ beschrieben. Da sich die Applikationsmenge am tatsächlichen Bedarf orientiert, ergeben sich durch die präzise Bewirtschaftung sowohl ökonomische als auch ökologische Vorteile (BILL et al. 1996, LÜTTIKEN 1996, DIXON & MCCANN 1997, STAFFORD 1997, GRENZDÖRFFER 1998, SCHMIDT 1999, ZHANG 2000, WILTSHIRE et al. 2002). Infolgedessen wird der teilschlagspezifischen Bewirtschaftung das Potential einer nachhaltigen und gleichzeitig anbaufähigen Bewirtschaftungsweise zu gesprochen (LEIVA et al. 1997). Der wesentliche Unterschied zur konventionellen Bewirtschaftung ist der, dass der landwirtschaftliche Schlag nicht mehr als kleinste Regeleinheit definiert wird. In der teilflächenspezifischen Bewirtschaftung wird der landwirtschaftliche Schlag zur größtmöglichen Einheit der pflanzlichen Produktion (LAMP et al. 1998).

Eine einheitliche Definition des Begriffes „*Precision Farming*“ existiert nicht. Der Begriff wird nach BLACKMORE et al. (1994) durch zwei Aspekte bestimmt: Zum einem ist dies die Einführung einer veränderten Managementstrategie und zum anderen ist es die Berücksichtigung neuer Technologien anhand derer zuverlässige Informationen über die räumliche und zeitliche Variabilität der landwirtschaftlichen Schläge gewonnen werden können. In der Literatur wird diesen beiden Säulen der teilschlagspezifischen Bewirtschaftung ein unterschiedlicher Stellenwert zugeschrieben. Auf die Integration neuer Informationstechnologien weisen alle Definitionen hin. BLACKMORE (1994) hebt in seinen Arbeiten hervor, dass es sich bei der teilschlagspezifischen Bewirtschaftung um einen Managementprozess handelt und nicht um eine neue Technologie. Zur Umsetzung dieses Managementkonzeptes ist die Berücksichtigung neuer Technologien die grundlegende Voraussetzung. Nach WERNER (2002) zeichnet sich die teilschlagspezifische Produktion durch folgende methodische Teilschritte aus:

- Die Identifizierung und die Beschreiben der Unterschiede innerhalb der landwirtschaftlichen Schläge.
- Die Ableitung der unterschiedlichen Standortpotenziale und Sensibilitäten sowie ihre räumlichen Abgrenzung.
- Die rationelle Verwaltung der Daten und Informationen.
- Die Auswertung der örtlich differenzierten Bewirtschaftung auf die Organisation und Wirtschaftlichkeit im Gesamtbetrieb, sowie Ableitung von strategischen Entscheidungen.
- Die Bewertung der Wirksamkeit der teilschlagspezifischen Bewirtschaftung und ggf. die Anpassung der Maßnahmen der Bewirtschaftung.

Diese methodischen Schritte werden von DIXON & MCCANN (1997) unter den Stichworten Datenerfassung, Interpretation und Analyse der Daten sowie Implementierung der Ergebnisse in den Managementprozess zusammengefasst. Zur effizienten Erfassung der teilschlagspezifischen Unter-

schiede und zur Umsetzung der gewonnenen Information in einer Applikationskarte, ist nach EARL et. al. (1996) und RAINS & THOMAS (2000) die Nutzung folgender drei Schlüsseltechnologien erforderlich:

1. Geographische Informationssysteme (GIS)
2. Satellitennavigation (GPS)
3. Verschiedene Sensortechniken / Fernerkundung

KURZ et al. (2002) heben explizit die Bedeutung der Fernerkundung innerhalb der teilschlagspezifischen Bewirtschaftung hervor: „*Fernerkundungsmethoden bieten die Möglichkeit, die Heterogenität mit vergleichsweise geringem Aufwand flächenhaft abzubilden. Eine wesentliche Rolle spielen dabei schlaginterne Heterogenitäten in der spektralen Reflexion der Vegetation, die mit Hilfe der optischen Fernerkundungssensoren gemessen werden können*“ (KURZ et al., 2002: 111). Ebenso können durch die kurzen Wiederholungsraten die Veränderungen der Landschaftsbedeckung erfasst werden (STRUNZ & GÜLS 1999, WEIERS 1999, ZIEMKE & GÜLS 1999). Über die Analyse der Veränderungen der Landbedeckung besteht die Möglichkeit, negative Tendenzen der Entwicklung, z.B. durch eine Pilzinfektion hervorgerufen, frühzeitig zu erkennen und in den Bewirtschaftungsprozess einfließen zu lassen. BLAKEMAN (2002)² schreibt der Fernerkundung die Rolle eines „*Taktischen Feldinspektors*“ zu. Nach KÜHBAUCH (2002) ergeben sich hieraus für die Fernerkundung innerhalb der teilflächenspezifischen Bewirtschaftung folgende Aufgaben:

- Auffinden von Teilflächen mit abnormem Erscheinungsbild
- Gute Unterteilung der Flächen in einheitliche Bewirtschaftungszonen
- Fortlaufende Kartierung der Ausbreitung von Krankheiten und Schädlingen
- Laufende Erfolgskontrolle aller Maßnahmen in der Fläche (KÜHBAUCH, 2002: 83).

1.2 Einbindung der Themenstellung in das Fach Geographie

Im Vordergrund der vorliegenden Arbeit steht die Auseinandersetzung mit dem Einfluss der räumlichen Skala auf die Erkennung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden. Diese Themenstellung scheint auf den ersten Blick aufgrund des lokalen Ansatzes keine typisch geographische Fragestellung zu sein, da der Geographie traditionell ein regionaler Ansatz zugeordnet wird (BLOTEVOGEL 2001). Dennoch nimmt die theoretische Auseinandersetzung mit dem Themenkomplex „*Skalen*“ innerhalb der Geographie eine zentrale Rolle ein (LAM & QUATTROCHI 1992). Aufgrund der vielfältigen Fragestellungen aus den Bereichen der Physischen- und der Humangeographie und der zunehmend interdisziplinär ausgerichteten Forschung werden immer häufiger Informationen benötigt, die von der Ebene des Individuums bis hin zur regionalen oder globalen Skala reichen (CAO &

² Zitiert aus Kühbauch 2002, Blakeman, R. H. (2002): Applications of Remote Sensing in Agriculture. London.

LAM 1997, O'NEILL et al. 1986, TURNER et al. 1989, MOODY & WOODCOCK 1995, GOODCHILD & QUATTROCHI 1997) (vgl. Kap. 2.3.2). Darüber hinaus hat die lokale Ebene durch die Nachhaltigkeitsdiskussion und die Lokale Agenda 21 innerhalb der geographischen Forschung, z.B. der nachhaltige Stadtentwicklung (WERHEIT & KATTERLE 1998), an Bedeutung gewonnen.

Ebenfalls besitzen agrargeographische Fragestellungen im Zusammenhang zum agrarstrukturellen Wandel innerhalb der Humangeographie eine lange Tradition. Der strukturelle Wandel des primären Sektors hat in den letzten Jahrzehnten zur Vergrößerung der landwirtschaftlichen Anbauflächen und somit zur Vergrößerung der Heterogenität der Schläge geführt. Infolgedessen ist die heutige Präzisierung der pflanzenbaulichen Anbaumaßnahmen eine Konsequenz aus dem agrarstrukturellen Wandel.

Ein weiterer Anknüpfungspunkt des Themas „*Precision Farming*“ besteht über eine methodische Herangehensweise. Die Umsetzung der präzisen pflanzenbaulichen Bewirtschaftung ist an die Integration von räumlichen Informationen gebunden. Zusätzlich besteht die Notwendigkeit, diese räumlichen Informationen miteinander in Bezug zu setzen und innerhalb des Managementprozesses sinnvoll zu verwalten. Infolgedessen ist die Entwicklung der Präzisionslandwirtschaft eng an die Entwicklung von GPS, GIS und Fernerkundung gekoppelt. Aus dem Themengebiet „*Precision Farming*“ ergeben sich somit neue Forschungsfelder innerhalb der methodisch ausgerichteten Arbeitsgruppen (GIS & Fernerkundung) der Geographie. JÜRGENS (2000) veröffentlichte in Petermanns Geographischen Mitteilungen einen Artikel zu Fernerkundungsanwendungen im „*Precision Farming*“. Zudem wurde 2001 am Geographischen Institut der Universität Regensburg in Kooperation mit dem Forschungsprojekt „*pre agro*“ am Zentrum für Agrarlandschaftsforschung in Müncheberg ein Projekt zur Akzeptanz des „*Precision Farming*“ durchgeführt.

1.3 Zielsetzung

Obwohl Fernerkundungsdaten bereits seit vielen Jahren im Rahmen landwirtschaftlicher Anwendungen genutzt werden, ist der Einsatz häufig auf nationale und regionale Belange, wie z.B. die Ertragsschätzung, beschränkt. Trotz vielfältiger Studien, die sich mit dem Einsatz von GIS, GPS und Fernerkundung innerhalb der Präzisionslandwirtschaft auseinandersetzen, gilt es die Wissenslücken im Bereich der Interaktion zwischen elektromagnetischer Strahlung und der Vitalität der Pflanzen durch interdisziplinäre Ansätze zwischen den Fachdisziplinen Geographie (GIS / Fernerkundung), Pflanzenbau und Phytomedizin zu schließen. Für den Einsatz der Fernerkundung in der teilschlagspezifischen Bewirtschaftung ist die Erforschung der komplexen Zusammenhänge im System „*Pflanze – Sensor*“ von zentraler Bedeutung. Angesichts der verstärkten Diskussion einer nachhaltigen Landwirtschaft ist es die Aufgabe der Grundlagenforschung, die komplexen Zusammenhänge im System „*Pflanze – Sensor*“ zu analysieren und die Einsatzmöglichkeiten und Gren-

zen der „neuen“ Technologien GIS, GPS und Fernerkundung innerhalb der teilschlagspezifischen Landwirtschaft zu prüfen.

Die vorliegende Arbeit ist in das interdisziplinäre DFG-Graduiertenkolleg 722 „Einsatz von Informationstechniken zur Präzisierung des Pflanzenschutzes auf landwirtschaftlich und gärtnerisch genutzten Flächen“ eingebunden. Das Ziel des Graduiertenkollegs besteht in der orts- und zielgenaue Kontrolle von Unkräutern, Schädlingen und Krankheiten, so dass durch die örtliche Erfassung von Schaderregern der Aufwand chemischer Pflanzenschutzmittel minimiert werden kann. Im Mittelpunkt des Graduiertenkollegs steht der Einsatz von unterschiedlichen Sensoren im Nah- und Fernbereich, um das Auftreten und die Verteilung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden frühzeitig und großflächig mit rechnergestützten Diagnoseverfahren zu erfassen. Zur Dokumentation der Verteilung und Ausbreitung von Schaderregern sowie zur Präzisierung der Pflanzenschutzmaßnahmen werden Geo-Informationssysteme (GIS) sowie Expertensysteme verwendet. Zur sachgerechten Umsetzung der Pflanzenschutzmaßnahme ist zudem eine zeit- und zielgenaue Ausbringung von Pflanzenschutzmittel über on- und offline gesteuerten Pflanzenschutzgeräten notwendig. Infolgedessen wird der Weg der Pflanzenschutzmittel von der Düse bis zur Pflanze detailliert analysiert und die Retention der Wirkstoffe auf der Pflanzenoberfläche verbessert.

Im Rahmen des Graduiertenkollegs betrachtet die vorliegende Arbeit den Einfluss der Skalierung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden. Nach WU (2004) werden zwei grundlegende Ansätze im Zusammenhang mit der Skalenproblematik unterschieden: Der erste Ansatz versteht das räumliche Muster eines Landschaftsausschnitts als Resultat der räumlichen Heterogenität. Diese bildet sich auf verschiedenen räumlichen Skalenebenen unterschiedlich ab. Dieser erste Ansatz wird innerhalb der landschaftsökologischen Forschung unter dem Begriff der Hierarchietheorie zusammengefasst. Im zweiten Ansatz ist die Heterogenität eines Landschaftsausschnitts von der Betrachtungsskala abhängig. Infolgedessen steht die Analyse von Skaleneffekten auf die Erfassungsgenauigkeit von räumlichen Mustern im Vordergrund.

Die vorliegende Arbeit kann dem zweiten der oben genannten Ansätze zugeordnet werden. Das Ziel ist es, über eine empirisch-statistische Analyse die Frage nach der benötigten räumlichen Auflösung zur Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden zu beantworten. Die Herangehensweise erfolgt über einen induktiven Ansatz am Beispiel eines charakteristischen „Patchwork-Musters“ von vitalen und geschädigten Weizenparzellen. Für dieses exemplarische räumliche Muster sollen die folgenden Aspekte ermittelt werden:

- Die optimale räumliche Auflösung soll hinsichtlich einer ausreichenden Genauigkeit gefunden werden.
- Es soll ein kritischer Schwellenwert ermittelt werden, ab dem ein Genauigkeitsverlust in der Abbildung der teilschlagspezifischen Schäden eintritt.
- Über diesen induktiven Ansatz soll geprüft werden, inwieweit sich die angewandte Methode zur Ableitung einer generellen Aussage in Bezug auf die benötigte räumliche Auflösung zur Erfassung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden mit einer definierten räumlichen Ausdehnung, eignet.
- Die Potentiale unterschiedlich auflösender, optischer Fernerkundungssensoren innerhalb der Präzisionslandwirtschaft sollen geprüft werden.

Als Untersuchungsobjekte wurden in den Vegetationsperioden 2001/ 2002 und 2002/ 2003 mehrere Winterweizenversuche in der Niederrheinischen Bucht auf den Versuchsgütern „*Dikopshof*“ und „*Klein Altendorf*“ der Universität Bonn angelegt. Die Weizenversuche wurden so angelegt, dass neben gesunden und vitalen Bereichen auch Teilflächen mit unterschiedlichen Schädigungen existierten. Die Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden basiert auf räumlich extrem hochauflösenden Fernerkundungsdaten des Satelliten QuickBird-2 sowie auf Color- Infrarot (CIR) Luftbildern (vgl. Kap. 4). Aus diesen extrem hochauflösenden Fernerkundungsdaten wurden über das Resamplingverfahren „*Cubic Convolution*“ Daten mit unterschiedlicher räumlicher Auflösung zwischen 1 m und 30 m generiert. Der Vorteil des Resamplings gegenüber der Verwendung von Fernerkundungsdaten unterschiedlicher Sensoren ist darin begründet, dass neben dem Einfluss der räumlichen Auflösung keine Ungenauigkeiten durch zeitliche Veränderungen in die Analyse mit eingehen. Ebenfalls kann über diese Methode ein „*quasi*“ kontinuierlicher Datensatz zwischen 1 m und 30 m räumlicher Auflösung erzeugt werden, wie er mit bestehenden Sensoren nicht abgedeckt werden kann.

Die Auswertung der Fernerkundungsdaten erfolgte unter Annahme folgender Haupthypothesen:

1. Mit der Abnahme der räumlichen Auflösung geht ein Informationsverlust einher.
2. Ab einer bestimmten Auflösung ist ein Schwellenwert erreicht, ab dem die räumliche Heterogenität eines landwirtschaftlichen Schlages nicht mehr ausreichend erfasst werden kann.
3. Der ermittelte Schwellenwert ist von der gewählten Klassifikationsmethode abhängig.
4. Die erforderliche räumliche Auflösung ist von der mittleren Größe der Schadpatches sowie von der Streuung der Größe der Schadpatches um den Mittelwert abhängig.

Infolgedessen lauten die zentralen Fragestellungen dieser Arbeit:

- Wie verändert sich das spektrale Verhalten von Weizenkulturen bei Pilzbefall und Stickstoffmangel? Können signifikante Unterschiede in der spektralen Signatur zwischen den einzelnen Schädigungen erkannt werden?
- Welchen Einfluss hat die räumliche Auflösung auf die Erkennungsgenauigkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden?
- Welche räumliche Auflösung kann als optimal bezeichnet werden?
- Wo befindet sich ein kritischer Schwellenwert der räumlichen Auflösung, ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können?
- Inwieweit ist der ermittelte Schwellenwert abhängig von der gewählten Klassifikationsmethode?
- Wie wirkt sich eine unterschiedliche Größe der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden auf die benötigte räumliche Auflösung aus?

Aufbauend auf den für den Beispieldatensatz erzielten Ergebnissen wird abschließend geprüft, ob die verwendeten Methoden auf andere landwirtschaftliche Flächen übertragen werden können.

1.4 Aufbau der Arbeit

Bevor die Datengrundlage vorgestellt wird (Kapitel 4), soll einleitend in Kapitel 2 ein Überblick über den Stand der Forschung in den drei Bereichen Skalenproblematik, Fernerkundung und „*Precision Farming*“, ein Überblick über die Untersuchungsgebiete sowie eine Übersicht über die durchgeführten landwirtschaftlichen Versuche (Kapitel 3) gegeben werden. Im Anschluss wird in Kapitel 5 und 6 die Aufbereitung der Ausgangsdaten und die Beschreibung der Auswirkung der unterschiedlichen Stressfaktoren auf die spektrale Signatur des Winterweizens beschrieben. Die methodische Vorgehensweise zur Generierung unterschiedlicher räumlicher Auflösungen auf der Grundlage der hochauflösenden Fernerkundungsdaten wird in Kapitel 7 vorgestellt. Ebenfalls wird in Kapitel 7 der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden auf der Grundlage der visuellen Interpretation bewertet und die Bedeutung der visuellen Interpretation von Fernerkundungsdaten für den Prozess des „*Precision Farming*“ diskutiert. Hieran schließt sich in den Kapiteln 8 und 9 die digitale Erfassung der teilschlagspezifischen Struktur an. Während in Kapitel 8 die Potentiale der Maximum Likelihood Klassifikation getestet werden, zeigt Kapitel 9 die Möglichkeiten der Subpixelklassifikation für die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden aus räumlich unterschiedlich aufgelösten Daten auf. Im Anschluss an die digitale Erfassung der Landschaftselemente werden die Ergebnisse der Landschaftsstrukturanalyse sowie die Ableitung empirischer Schwellenwerte der räumlichen Auflösung diskutiert (Kapitel 10) sowie die Ableitung der empirischen Schwellenwerte über eine Diskriminanzanalyse überprüft (Kapitel 11). Abschließend wird in Kapitel 12 die Übertragbarkeit der vorge-

stellten Methode zur empirischen Schwellenwertableitung anhand von zwei Zuckerrübenschlägen erörtert. Da die Arbeit in einem interdisziplinären Graduiertenkolleg entstanden ist, wird in einigen Kapiteln der theoretische Hintergrund der verwendeten Methoden detailliert beschrieben. Ebenfalls wird in allen Kapiteln auf eine ausführliche Definition der benutzten Fachtermini geachtet.

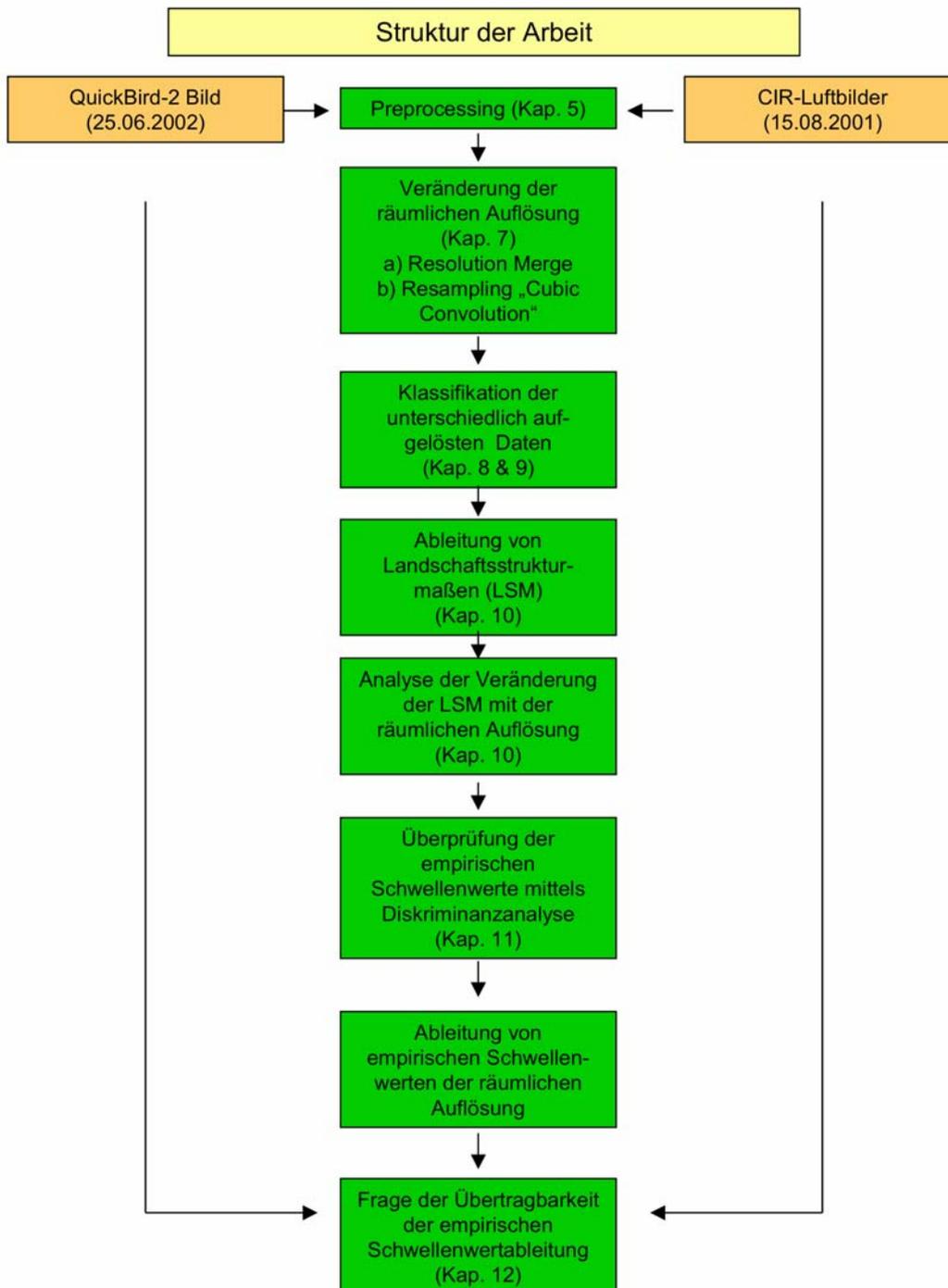


Abbildung 1: Struktur der Arbeit

Quelle: Eigener Entwurf

2 Theoretische Grundlagen und Stand der Forschung

Dieses Kapitels gibt einen Überblick über den aktuellen „*state of the art*“ der wissenschaftlichen Auseinandersetzung in den Bereichen „*Fernerkundung von Vegetation*“, „*Fernerkundung und Precision Farming*“, „*Skalenproblematik*“ und „*Skalen und Precision Farming*“. Abschließend werden die aus der bestehenden Literatur offenen Fragestellungen in Hinblick auf die benötigte räumliche Auflösung zur Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden mittels Fernerkundungsdaten vorgestellt.

2.1 Fernerkundung und Vegetation

Fernerkundungsdaten haben das Potential, flächendeckende Informationen über den Zustand von Pflanzen mit vergleichsweise geringem Aufwand zu liefern. Daher kommt der Erfassung von Vegetation seit dem Beginn der Fernerkundung eine bedeutende Rolle zu. Beispielsweise wurden in der Forstwirtschaft erste Versuche zum Einsatz von Luftbildern aus einem Ballon schon 1887 durchgeführt (HILDEBRANDT 1987). Heute wird die Fernerkundung innerhalb der Forstwirtschaft für die Erhebung von Bestandsdaten, Großrauminventuren, der Erfassung von Waldschäden und im Waldbrandmonitoring eingesetzt (ALBERTZ 2001). Die Nutzung von Fernerkundungsverfahren für landwirtschaftliche Zwecke besitzt ebenfalls eine lange Tradition. Erste Einsatzgebiete der Fernerkundung innerhalb landwirtschaftlicher Fragestellungen sind nach JÜRSCHIK (1998) bereits bei SCHMITT (1936)³ beschrieben. In der Vergangenheit wurden Fernerkundungsdaten für kontinentale und regionale Fragestellungen eingesetzt, wie z.B. für die Ertragsschätzung einer Region. Das bisher bekannteste Projekt zur Ertragsprognose war das LACIE Experiment („*Large Area Crop Inventory Experiment*“) der NASA (1974-1977), welches zur Vorhersage von Weizenerträgen in den Hauptanbaugebieten USA, Kanada, Argentinien und der ehemaligen Sowjetunion diente. Zur Bestimmung der Anbaufläche wurden LANDSAT-MSS Daten benutzt. Die Ertragsprognose erfolgte über agrarmeteorologische Informationen und eine Korrelation mit Ertragsdaten vergangener Jahre (JÜRSCHIK 1998). Ein weiteres Anwendungsgebiet der Fernerkundung liegt in der Differenzierung unterschiedlicher Anbaupflanzen (KÜHBAUCH 1991). Auf der lokalen Ebene kamen Methoden der Fernerkundung lange Zeit kaum zur Anwendung. Wesentliche Fortschritte in der Aufnahmetechnologie und bei der Verarbeitung der Fernerkundungsaufnahmen führten zu einer Veränderung der Situation. Heute decken die Fernerkundungsanwendungen in der Landwirtschaft sowohl den groß- als auch den kleinmaßstäblichen Bereich ab.

Für den Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb des „*Precision Farming*“, der über die rein visuelle Interpretation der im Bild enthaltenen Farbtöne, Raummuster und Strukturen hinausgeht, ist eine genaue Kenntnis der spektralen Eigenschaften der Vegetation notwendig. Somit ergibt sich

³ Schmitt, W. (1936): Bildmess- und Luftbildwesen. Karlsruhe.

die Möglichkeit, landwirtschaftliche Flächen über die Auswertung von Fernerkundungsdaten auf ihre spezifische spektrale Signatur, den so genannten spektralen „*Fingerprint*“ der Vegetation, hin zu untersuchen. Für die Zustandsbeschreibung von Vegetationsflächen besitzen die beiden spektralen Bereiche des sichtbaren Lichtes (VIS) (400 – 700 nm) und des nahen Infrarots (NIR) (700 – 1300 nm) einen sehr hohen Informationsgehalt (KÜHBAUCH 1991).

2.2 Spektrale Reflexionseigenschaften von Vegetation

Die elektromagnetische Strahlung wird von gesunden und vitalen Blättern in verschiedenen Anteilen reflektiert, transmittiert und absorbiert, wobei die Wechselwirkungen zwischen der einfallenden Strahlung und dem Blatt wellenlängenabhängig sind. Ebenfalls wird das Verhältnis von Reflexion, Transmission und Absorption von morphologischen, anatomischen und physiologischen Faktoren der Pflanzen, wie z.B. der Blattstruktur, der Art und Beschaffenheit der Zellorganisation und der Pigmentierung bestimmt (GEBHARDT, 1987). Der Aufbau eines Blattes ist im wesentlichen durch zwei dünne transparente Epidermisschichten, zwischen denen sich eine lichtstreuende, pigmenthaltige Mesophyllschicht befindet, gekennzeichnet (REUSCH 1997) (vgl. Abb.2). Die auftreffende Sonnenstrahlung wird entweder unmittelbar an der Oberfläche der Epidermis reflektiert oder dringt in das Innere des Blattes ein, wo sie auf das Mesophyll trifft (HILDEBRANDT 1996). Die Mesophyllschicht des Blattes setzt sich aus zwei Schichten zusammen:

1. Palisadenparenchym (enthält etwa 80 % der Chloroplasten)
2. Schwammparenchym (besteht aus luftgefüllten Interzellularen)

Strahlungsfluss durch ein Blatt

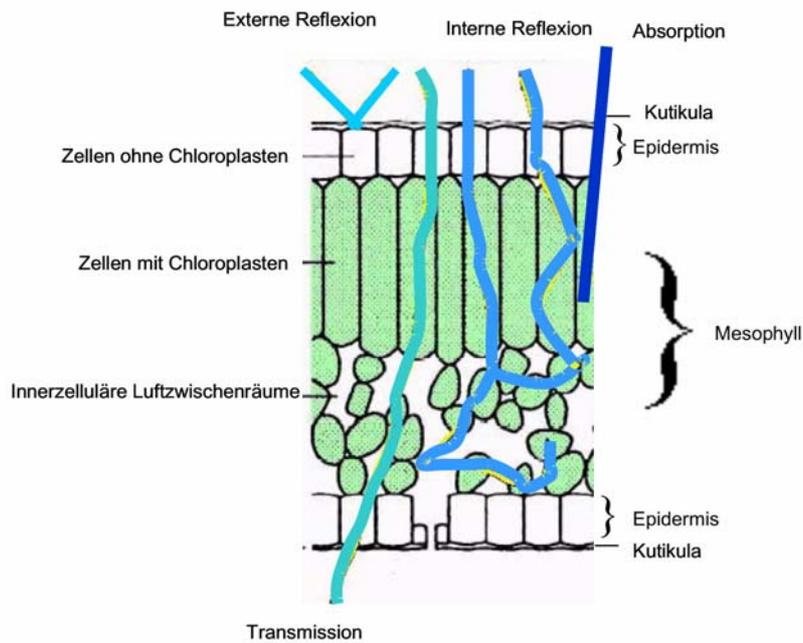


Abbildung 2: Strahlungsfluss durch ein Blatt

Quelle: verändert nach THIESSEN, 2002: 5

Gesunde und ungeschädigte Blätter weisen einen typischen Verlauf der Reflexion, Transmission und Absorption auf. Der Verlauf lässt sich wie folgt beschreiben: Die Energie der elektromagnetischen Strahlung wird von den Pflanzen zur Photosynthese benötigt. Da mit zunehmender Wellenlänge die Energie der elektromagnetischen Strahlung abnimmt, wird vor allem die Lichtenergie im Wellenlängenbereich des sichtbaren Lichtes (VIS) zur Photosynthese genutzt. Infolgedessen verfügen gesunde Blätter über eine hohe Absorption im VIS. Im Blauen (400 – 480 nm) und im Roten Bereich (600 - 700 nm) wird zwischen 70 und 90 % der Lichtenergie von den Chloroplasten der Palisadenzellen absorbiert. Verantwortlich für diese hohe Absorption sind die in den Chloroplasten enthaltenen Blattpigmente Carotin, Xanthophyll und Chlorophyll. Da das Chlorophyll mit 65 % bis 80% über den größten Anteil in den Zellen der Chloroplasten verfügt, beeinflusst es das spektrale Verhalten der Blätter im VIS am stärksten. Im Vergleich zum Blauen und Roten Bereich befindet sich im Grünen Bereich (480 – 600 nm) ein relatives Absorptionsminimum, da dieser Wellenlängenbereich nicht zur Photosynthese genutzt wird. Während die Reflexion des photosynthetisch aktiven roten Lichtes mit steigendem Chlorophyllgehalt abnimmt, steigt die Reflexion im nahen Infrarot (NIR) mit zunehmender assimilierender Blattfläche an. Die Ursache hierfür ist in der mit zunehmender Wellenlänge abnehmenden Energie begründet, so dass die Energie im NIR nicht mehr zur Photosynthese genutzt werden kann. Über die Pigmente werden ca. 5 % der eingestrahelten Lichtenergie absorbiert, etwa 40% transmittiert und ca. 55% reflektiert, wobei die Anteile zwi-

schen Absorption, Transmission und Reflexion je nach Pflanzenart und Vitalitätszustand schwanken können. Insgesamt nimmt der Einfluss der Pigmente auf das spektrale Verhalten im NIR ab. Vielmehr wird die Reflexion im NIR durch die interne Zellstruktur des Mesophylls (Anzahl und Größe der Zellen im Mesophyll) geprägt. Im Bereich des mittleren Infrarots (MIR) (1300 nm – 2500 nm) nimmt der Anteil der Reflexion wieder ab. Die Ursache für diesen Rückgang im MIR wird durch den Wassergehalt im Blattgewebe bestimmt. Wasser weist im Bereich des mittleren und fernen Infrarot eine sehr hohe Absorption (z.T. >90%), mit vier Maxima bei 1400 nm, 1900 nm, 2600 nm und 6200 nm auf. Dies hat zur Folge, dass die spektrale Reflexion aller wasserenthaltender Objekte im MIR gering ist und die Absorptionsbanden des Wassers mit der geringen Reflexion der Vegetation übereinstimmen (BARRETT & CURTIS 1982, HINZMAN et al. 1986, BELWARD 1991, ANHUF 1997, PINTER et al. 2003).

Die charakteristische Reflektion eines Blattes stimmt nicht mit den Reflexionseigenschaften eines Pflanzenbestandes überein. Aufgrund der dreidimensionalen Struktur eines Bestandes werden die Reflexionseigenschaften der einzelnen Blätter durch die Blattstellung, die Pflanzendichte und –höhe, die Reflektionsanteile von Stängeln, Blüten und Knospen, den Schatten im Bestand sowie durch den Einfluss des Bodens verändert (GUYOT 1990, SCHELLBERG 1990, HILDEBRANDT 1996, JÜRSCHIK 1998). Durch die Existenz mehrerer Blattschichten kann die Reflexion im Bereich des NIR Werte über 55% annehmen, da in diesem Wellenlängenbereich ein Teil der Strahlung durch das obere Blatt transmittiert und dann an den darunter liegenden Blättern reflektiert wird (BELWARD 1991).

Ebenfalls wird das typische Reflexionsverhalten vitaler Vegetation durch verschiedene Einflussgrößen, wie z.B. die Alterung der Blätter (KOCH 1987, GUYOT 1990, BELWARD 1991, DOCKTER & KÜHBAUCH 1991, KÜHBAUCH 1991, SCHELLBERG & KÜHBAUCH 1991A, SCHELLBERG & KÜHBAUCH 1991b, ANHUF 1997), den Wassergehalt im Blatt (HERRMANN 1989, GUYOT 1990), die Höhe der Nährstoffversorgung (DOCKTER & KÜHBAUCH 1991) oder durch den Befall mit unterschiedlichen Krankheitserregern (BLAKEMAN 1990) modifiziert. Für die Erfassung von teilschlag-spezifischen Pflanzenschäden aus Fernerkundungsdaten spielen diese Veränderungen der Reflexion eine entscheidende Rolle. Generell führen Stressfaktoren zu einem Rückgang der Blattpigmente (vor allem Chlorophyll), woraus eine Zunahme der Reflexion im blauen und roten Bereich des sichtbaren Lichtes resultiert. Die Reflexion im grünen Wellenlängenbereich nimmt dagegen leicht ab (HOQUE et al. 1988, KOCH et al. 1990). Zudem führen unterschiedliche Stressfaktoren häufig zu einer Zerstörung der inneren Zellstruktur, so dass der Luftanteil im Blattinnern reduziert wird. Als Folge der Zerstörung der Blattstruktur nimmt die Reflexion im NIR ab.

2.3 Fernerkundung innerhalb des „Precision Farming“

Eine intensive wissenschaftliche Auseinandersetzung mit dem Thema „*Precision Farming*“ fand ab Mitte der 1980er Jahre in den USA, Kanada und Europa statt (ZHANG et al. 2002). Heute wird das Prinzip des „*Precision Farming*“ für verschiedene Kulturpflanzen in vielen Ländern näher erforscht und in vielen Bereichen bereits in der Praxis umgesetzt. „*Its adoption varies significantly by cropping systems, regions and countries but it is progressively introduced or evaluated around the world*“ (ROBERT, 2002: 143). Nach SEELAN et al. (2003) setzten 1998 15 % der Landwirte in England neue Technologien zur Präzisierung ihrer Anbautechnik ein. In den USA wurde 1998 die Idee des „*Precision Farming*“ am stärksten im Mittleren Westen des Landes im Mais- und Sojaanbau eingesetzt.

Die wichtigste Voraussetzung zur Umsetzung einer präzisen Landwirtschaft stellen Informationen über die Variabilität der Ackerschläge dar. Die Tatsache, dass 85% der landwirtschaftlichen Tätigkeiten einen Raumbezug haben (SCHMIDT 1999), unterstreicht die Bedeutung räumlicher Informationen zur teilschlagspezifischen Heterogenität der landwirtschaftlichen Schläge (GRENZDÖRFER 1998). In diesem Zusammenhang sprechen LAMP et al. von einer „*informationstechnischen Revolution*“ der Landwirtschaft (LAMP et al., 1998: 7).

Durch die verstärkte Diskussion einer teilschlagspezifischen Bewirtschaftung hat der Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb der Präzisionslandwirtschaft auch in Deutschland an Bedeutung gewonnen (KALLURI et al. 2001), da infolge der räumlichen Abbildung der Landoberfläche die teilschlagspezifische Variabilität landwirtschaftlicher Schläge erfasst werden kann (EHLERT 2000, KURZ et al. 2000). In der flächendeckenden und synchronen Erfassung durch Fernerkundungsdaten liegt der wesentliche Vorteil gegenüber der zeitintensiven Erfassung der teilschlagspezifischen Variabilität am Boden. WARTENBERG (1996) gibt für eine Rasterbonitur zur Erfassung der Unkrautdicke einen Arbeitsbedarf von 0,45 bis 2,5 Arbeitskräftestunden pro Hektar je nach Schadpflanzen- und Stichprobendichte an. Aus der Vogelperspektive lassen sich ebenfalls, bei ausreichender räumlicher Auflösung, räumliche Zusammenhänge besser als am Boden erkennen (GRENZDÖRFER 1998). In einer Vielzahl von wissenschaftlichen Arbeiten werden Fernerkundungsdaten nicht als ausschließliche Datenquelle verwendet, sondern mit am Boden erhobenen Felddaten verglichen. Insgesamt finden sowohl klassische Fernerkundungssensoren (Satelliten und Luftbilder), als auch innovative Fernerkundungssensoren auf terrestrischen Plattformen⁴ Anwendung (JÜRGENS 2000).

⁴ z.B. der Hydro-N-Sensor, der von der Firma Hydro Agri für die Ausbringung von Stickstoff entwickelt wurde (JÜRGENS, 2000)

Nach PINTER et al. (2003) legten GAUSMAN et al. (1969)⁵ und WOOLLEY (1971)⁶ mit Laborversuchen zur Reflexion und Transmission von Blättern wichtige Grundlagen für die moderne Anwendungen der Fernerkundung für agrarwissenschaftliche Fragestellungen. Darüber hinaus wurden von PEYNADO et al. (1980)⁷ anhand von hochauflösenden spektralen Signaturen erste Analysen unter „normalen“ Wachstumsbedingungen im Vergleich zu Wachstumsbedingungen unter Nährstoffmangel, Krankheitsbefall und abiotischem Stress durchgeführt.

Innerhalb des „Precision Farming“ werden Fernerkundungsdaten zur Erfassung unterschiedlicher schlaginterner Variabilität eingesetzt. ZHANG et al. (2002) unterscheiden insgesamt sechs Gruppen der Variabilität innerhalb landwirtschaftlicher Flächen:

- Variabilität des Ertrags
- Topographische Variabilität (Relief)
- Variabilität des Bodens (Fruchtbarkeit, Anteil an organischen Substanzen, Salzgehalt, Bodentiefe, Feuchte, elektrische Leitfähigkeit, pH-Werte)
- Variabilität des Bestandes (Dichte, Höhe, Nährstoff- und Wasserversorgung, Höhe der Biomasse, Chlorophyllgehalt)
- Variabilität von Schäden (Pilzbefall, Insektenbefall, Unkräuter, Hagel- und Windschäden)
- Variabilität des Managements

Einige dieser Variabilitätsparameter können über Fernerkundungsdaten erfasst werden, da sich aus der räumlichen Variabilität von Boden und Bestand verschiedene Reflexionsmuster ergeben. Anhand der verschiedenen Reflexionsmuster können Rückschlüsse auf die Bodentextur, das phänologische Entwicklungsstadium der Pflanzen, die Nährstoffversorgung, den Krankheitsbefall oder die Dichte von Unkräutern und somit auf den Vitalitätszustand der Pflanze gezogen werden (MORAN et al. 1997). Nach GRENZDÖRFER (1998) hängt ein erfolgreicher Einsatz von Fernerkundungsdaten im „Precision Farming“ von der Wahl des richtigen Aufnahmezeitpunktes ab. In Tabelle 1 sind exemplarisch für einige spezifische Heterogenitäten die zugehörigen Zeitfenster dargestellt:

⁵ Zitiert aus PINTER et al., 2003: Gausmann, H.W., Allen, W.A., Myers, V.I. & R. Cardenas (1969): Reflectance and internal structures of cotton leaves *Gossypium hirsutum* L. In: Agronomy Journal 61, p. 374.

⁶ Zitiert aus PINTER et al., 2003: Woolley, J.T. (1971): Reflectance and transmittance of light by leaves. In: Plant Physiology 47, pp. 656-662.

⁷ Zitiert aus PINTER et al., 2003: Peynado, A., Gausmann, H.W., Escobar, D.E. & R.R. Rodriguez (1980): Detecting freeze damage to citrus leaves. In: Hortscience, 15, p. 435.

Tabelle 1: Zeiträume und Anwendungsmöglichkeiten der Fernerkundung zur Erfassung teilschlagspezifischer Information

März	April	Mai	Juni	Juli	August	September	Oktober	November
Bodenfeuchtigkeit & Bodenverdichtung								
			Trockenheitsschäden					
		Verunkrautung						
Krankheits- & Schädlingsbefall								

Quelle: verändert nach Grenzdörfer (1998: 94)

Um einen Überblick über die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten der Fernerkundung innerhalb der Erfassung teilschlagspezifischer Variabilitäten zu geben, werden im Folgenden einige wissenschaftliche Untersuchungen und Studien exemplarisch vorgestellt. Die in diesen Studien eingesetzten Daten decken den Bereich zwischen Naherkundungsdaten (> einige wenige cm über dem Bestand) und Fernerkundungsdaten unterschiedlicher Satelliten ab, so dass der Begriff „*Fernerkundung*“ im Folgenden nach HILDEBRAND als „[...] *die Aufnahme oder Messung von Objekten, ohne mit diesen in körperlich Kontakt zu treten* [...]“ (HILDEBRANDT, 1996: 1) verstanden wird. Darüber hinaus ist ein guter Überblick über verschiedene Fernerkundungsansätze im „*Precision Farming*“ vorwiegend ältere wissenschaftlicher Arbeiten u.a. bei MORAN et al. (1997), ZHANG et al. (2002) und PINTER et al. (2003) beschrieben.

Ein wichtiges Anwendungsfeld von Fernerkundungsdaten innerhalb agrarwissenschaftlicher Fragestellungen liegt in der Erfassung und Prognose von Erträgen. Bereits Ende der 1980er Jahre wurde in der DDR eine intensive Luftbildinterpretation zur Differenzierung und Quantifizierung von ertragsbeeinflussenden Parametern für Acker- und Grünlandbewirtschaftung entwickelt und über die Auswertung der Luftbilder die Variabilität der Erträge erfasst. Ebenfalls wurden Rückschlüsse über den Erfolg oder den Misserfolg unterschiedlicher Bewirtschaftungsmaßnahmen abgeleitet (SCHMIDT et al. 1987, BONAU et al. 1988, WEISE et al. 1988). Darüber hinaus wird in einer Vielzahl von Studien der Zusammenhang zwischen der Höhe des Vegetationsindex NDVI⁸ (vgl. Kap. 6) im Verlauf einer Vegetationsperiode und dem Ertrag analysiert. Exemplarische Arbeiten zu diesem Thema sind die Studien von TUCKER et al. (1980), BARET et al. 1989, DOCKTER & KÜHBAUCH (1991) und ANDERSON & YANG (1996). Einen guten Einblick in die Potentiale von Fernerkundungsdaten für die lokale und teilschlagspezifische Ertragsprognose geben Arbeiten zur regionalen Ertragsprognose auf der Grundlage von Fernerkundungsdaten. Beispielsweise führen WEISSTEINER et al. (2003) eine Ertragsprognose für die Braugerste Südwestdeutschlands durch. Das empirisch-

⁸ Der NDVI basiert auf den Kanälen des nahen Infrarots und des sichtbaren Rots und berechnet sich über die Formel: $NDVI = \frac{\text{Infrarot} - \text{Rot}}{\text{Infrarot} + \text{Rot}}$. Der theoretische Wertebereich des NDVI's liegt zwischen (-1) und (+1). Um so höher der berechnete NDVI-Wert ist, umso vitaler ist die Vegetation (LILLESAND & KIEFER 2000).

statistische Ertragsprognosemodell basiert auf der linearen Korrelation zwischen Fernerkundungsdaten (NOAA-AVHRR NDVI Maximalwertkomposit) und agrarstatistischen, meteorologischen sowie pedologischen Daten. Im Ergebnis wurden mittlere Prognosefehler zwischen 6,4 % und 7 % erreicht. Auf der lokalen Ebene testen DOBERMANN & PING (2004) verschiedene geostatistische Interpolationsmethoden zur Erstellung von Ertragskarten. Ihre Ergebnisse am Beispiel von Mais- und Sojakulturen zeigen, dass der Einsatz von räumlich hochaufgelösten Satellitendaten (IKONOS) die Ertragsprognosen wesentlich verbessert. YANG & EVERITT (2002) nutzen multispektrale Luftbilder zur Ertragsprognose am Beispiel von drei Feldern mit Sorghumanbau. Über eine Korrelationsanalyse konnte ein Zusammenhang zwischen der Reflexion in den drei spektralen Kanälen, Grün, Rot und NIR und der Höhe des Ertrages festgestellt werden. Ebenfalls konnte dieser Zusammenhang aus verschiedenen Vegetationsindizes abgeleitet werden, so dass die Variabilität des Ertrags bereits vor der Ernte abgeschätzt werden konnte. Einen ähnlichen Ansatz wählen LEON et al. (2003) zur Abschätzung der Ertragspotentiale von Baumwoll- und Sojafelder.

Fernerkundungsdaten bieten darüber hinaus die Möglichkeit, die Variabilität der Bodeneigenschaften innerhalb landwirtschaftlicher Schläge während der Wintermonate zu erfassen (MORAN et al., 1997). Exemplarische Arbeiten zur Erfassung der Variabilität des Bodens sind die Studien von BARNES & BAKER (2000) für den Einsatz von Luft- und Satellitenbilder (SPOT & LANDSAT TM) zur Erfassung der Variabilität der Bodentextur, von LI et al. (2001) für die Erfassung von Bodenwasserhalt und Bodentextur aus multispektralen Reflexionswerten (Spektroradiometer) sowie von WANG et al. 2002 und BARNES et al. 2003 für die Nutzung von Fernerkundungsdaten zur Detektion von versalzten Bereichen. GRENZDÖRFER (1998) zeigt, dass über die Auswertung multitemporaler Luftbilder die Möglichkeit besteht, persistente Strukturen der Bodenheterogenität zu erkennen und somit Bereiche mit geringer Bodenqualität auszuweisen. Beispielsweise können für ein Versuchsfeld der Landesforschungsanstalt für Landwirtschaft und Forsten Mecklenburg-Vorpommern einige Vernässungen des Bodens über einen Zeitraum von etwa 40 Jahren (1953 bis 1995) in Color-Infrarot Luftbildern (CIR) erkannt werden (GRENZDÖRFER 1998). Nach MORAN et al. (1997) werden Fernerkundungsdaten nicht routinemäßig zur Ableitung von Bodenkarten genutzt, da sich beispielsweise die unmittelbare Erfassung verschiedener Bodenstoffe, wie z.B. Eisenoxid oder Kalziumkarbonat, aus klassischen Fernerkundungsdaten als schwierig erweist. Als Grund wird die häufig geringe Konzentration dieser Stoffe im Boden angesehen. Aufgrund der steigenden Verfügbarkeit moderner, hyperspektraler Datensätze, ergeben sich nach PINTER et al. (2003) neue Potentiale, dieses Problem über Methoden der spektralen Entmischung zu lösen.

Fernerkundungsdaten werden innerhalb des „*Precision Farming*“ ebenfalls zur Erkennung von abiotischem Stress eingesetzt. Dabei werden frühzeitig Bereiche mit Nährstoff- oder Wassermangel erfasst, so dass Ertrags- und Qualitätsverluste vermieden werden können. CHANG et al. (2003), LI

et al. (2001) und BARNES et al. (2000) nutzen Unterschiede der Reflexionswerte zur Ableitung des Wassergehaltes im Boden. THENOT et al. (2002) nutzen zur Erkennung von Wasserstress den „*Photochemical Reflectance Index*“ (PRI⁹). SCHARF & LORY (2000) zeigen, dass über die Anwendung von Luftbildern und Spektroradiometermessungen am Boden der Versorgungsgrad mit Stickstoff erfasst und somit eine Vorhersage des Stickstoffbedarfs im Getreide erreicht werden kann. Während XUE (2004) verschiedene spektrale Kanäle und Vegetationsindizes zur Abschätzung der Stickstoffversorgung nutzt, setzen REUSCH (1996), REUSCH & HEEGE (1998) und ERASMI & KAPPAS (2002) die Lage des Wendepunktes im Rot-NIR-Anstieg zur Abschätzung der Stickstoffversorgung ein. Die Ergebnisse von REUSCH & HEEGE (1998) zur Aussagekraft verschiedener Wellenlängen in Hinblick auf die Stickstoffversorgung zeigen, dass der blaue und grüne Bereich des sichtbaren Lichtes keine große Aussagekraft über die Stickstoffversorgung besitzen. Im Gegensatz hierzu besitzen die beiden Bereiche des roten und nahen infraroten Lichtes einen hohen Informationsgehalt. Insbesondere kann über die Lage des Wendepunktes im Rot-NIR-Anstieg eine Aussage über die Stickstoffversorgung gemacht werden, so dass frühere Arbeiten von BÜKER et al. (1991) und DOCKTER & KÜHBAUCH (1991) bestätigt werden.

Ferner eignen sich Fernerkundungsdaten auch zur Erfassung von biotischem Stress. Einen bedeutenden biotischen Stress innerhalb landwirtschaftlicher Schläge stellen Unkräuter dar. Aufgrund der Konkurrenz mit den Kulturpflanzen um Licht, Wasser und Nährstoffe verursachen Unkräuter innerhalb der Pflanzenproduktion hohe Kosten. Zudem hat die Behandlung mit Herbiziden eine Auswirkung auf die Vitalität der Kulturpflanze. Dementsprechend ist es von Vorteil, wenn Herbizide nur in Teilbereichen mit Unkrautvorkommen ausgebracht werden (DICKE & GERHARDS 2004). Infolgedessen besteht ein großes Interesse, Unkräuter in landwirtschaftlichen Schlägen anhand von Fernerkundung zu erfassen. In Laborversuchen wird von BILLER et al. (2000) ein unterschiedliches spektrales Verhalten einiger Nutzpflanzen und Unkräuter festgestellt. HÄUSLER et al. (1996) nutzen zur Erkennung von Unkräutern in Zuckerrüben- und Winterweizenflächen CIR Luftbilder. Die Ergebnisse zeigen, dass spät zu bekämpfende Unkräuter in den Zuckerrüben- und Getreideflächen anhand der Luftbilder gut erfasst werden können, wohingegen früh zu bekämpfende Unkräuter nicht erfasst werden. Ebenfalls nutzen VARNER et al. (2000) räumlich hochauflösenden Fernerkundungsdaten zur Erfassung von Unkrautnestern in landwirtschaftlichen Flächen und zur Ableitung einer Herbizidapplikationskarte. VRINDTS et al. (2002) haben in Laborversuchen die spektrale Signatur von Kulturpflanzen und Unkräutern getrennt. HATFIELD & PINTER (1993) schlagen für die Trennung von Unkräutern und Kulturpflanzen vor, die zeitlichen Muster der Vegetationsindizes innerhalb einer Vegetationsperiode zu nutzen. GERHARDS et al. (2002) zeigen, dass neben der Nutzung der spektralen Information die Möglichkeit besteht, Unkräuter über ihre spezifische Form und Textur zu erfassen. Weitere Potentiale der Erkennung und Erfassung von Unkräu-

⁹ Der PRI wird aus den Wellenlängenbereichen bei 531 nm und 570 nm abgeleitet und berechnet sich über folgende Formel: $PRI = (R_{531} - R_{570}) / (R_{531} + R_{570})$

tern liegen in der Nutzung von hyperspektralen Fernerkundungsdaten. Hyperspektrale Fernerkundungsdaten bieten aufgrund der hohen spektralen Auflösung die Möglichkeit, die geringen Unterschiede der Reflexion zwischen Unkräutern und Kulturpflanzen zu erfassen (CSA, 2004). YOUNAN et al. (2004) testen zur Differenzierung von Unkräutern verschiedene Klassifikationsansätze (Nearest Neighbor, Wavelet und Neuronale Netze).

Darüber hinaus führen Pflanzenkrankheiten und der Befall mit verschiedenen Schädlingen zu einer Veränderung der Reflexion von Pflanzen (vgl. Kap. 2.2), so dass Fernerkundungsdaten ebenfalls zur Erfassung von Schädlingen und Krankheiten eingesetzt werden können. Über die Auswertung von räumlich hochauflösenden CIR- Luftbildern (0,65 m bis 2,1 m) analysieren FITZGERALD et al. (2000) die räumliche Verteilung der Motte „*Tetranychus spp*“ in Kalifornien. Die Ergebnisse zeigen, dass der Mottenbefall in den Fernerkundungsdaten, kurz nach dem sie am Boden detektiert wurde, erfasst werden kann. FITZGERALD et al. (2004) untersuchen auf der Grundlage von hyperspektralen AVIRIS („*Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer*“) Daten (450 nm bis 1050 nm) den Befall von Baumwollbeständen mit Milben. Über eine spektrale Entmischung der Daten konnten die vier verschiedene Landbedeckungen („*geschädigte Bereiche der Baumwolle*“, „*vitale Bereiche der Baumwolle*“, „*beschatteter Boden*“ und „*sonnenbeschienener Boden*“) und somit insgesamt die räumliche Variabilität der Baumwollfelder gut erfasst werden. RIEDELL et al. (2000) erfassen auf der Grundlage von Fernerkundungsdaten Schäden in Weizenflächen, die durch Insekten hervorgerufen wurden. Die Ergebnisse einer derartigen Detektion von Insektenschäden kann für die Applikation von Insektiziden genutzt werden (SEAL et al. 2000). Über die Klassifikation von Luftbildern erfassen CARTER & JOHANNSEN (2000) Anomalien in Mais, Sojabohnen und Weizen. Sie zeigen, dass über die Klassifizierung eine Grundlage für ökonomische Entscheidungen im Managementprozess erstellt werden kann. In ihrer Studie zur Detektion von Nematodennestern auf der Grundlage von CIR-Luftbilder und LANDSAT ETM+ Daten zeigen NUTTER et al. (2002), dass 60 % der schlaginternen Variabilität, die durch Nematodenbefall hervorgerufen wurde, erfasst werden können.

Schließlich werden Fernerkundungsdaten zur Erfassung von schlaginternen Hagel- oder Windschäden eingesetzt (ERICKSON et al. 2000).

2.4 Der Skalen-Begriff

2.4.1 Definition des Skalen-Begriffs

In der wissenschaftlichen Literatur existiert keine einheitliche Definition des Begriffes „Skala“ (SCHNEIDER 1994). Vielmehr ist die Definition bzw. die Wahrnehmung des Begriffes „Skala“ eng an die wissenschaftliche Disziplin gebunden (CAO & LAM 1997, GOODCHILD & QUATTROCHI 1997). „The term „scale“ has a variety of meanings and has been used in different contexts in various disciplines, such as spatial, temporal or spatio-temporal scales“ (CAO & LAM 1997: 58). Es existiert jedoch auch innerhalb der einzelnen Disziplinen, wie z.B. in der Geographie, keine einheitliche Definition des Begriffes „Skala“. CAO & LAM (1997) unterscheiden in Anlehnung an LAM & QUATTROCHI (1992) vier verschiedene Bedeutungen des Begriffes „Skala“ (vgl. auch JENERETTE & WU 2000) (vgl. Abbildung 3):

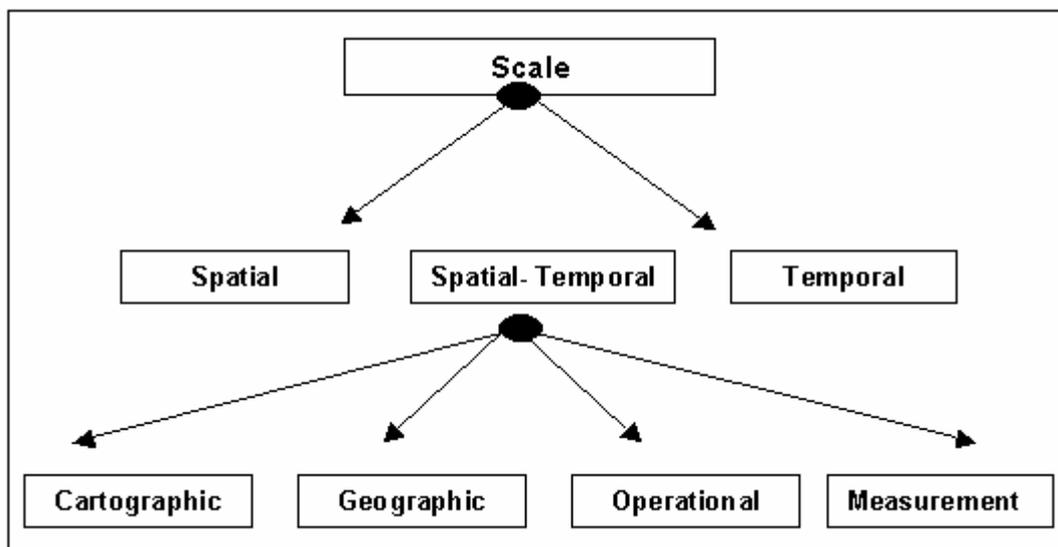


Abbildung 3: Meanings of scale

Quelle: Cao & Lam, 1997: 58

Die „*cartographic scale*“ oder „*map scale*“ spiegelt das Verhältnis der Entfernung auf einer Karte zur Entfernung der realen Welt wider. Hieraus ergibt sich, dass eine kleinmaßstäbliche Karte über Informationen eines großen Gebietes verfügt, und somit einen geringen Grad der Detailgenauigkeit enthält. Ferner unterscheiden sie die „*geographic scale*“ bzw. „*observational scale*“. Im Mittelpunkt dieser Betrachtungsebene steht die räumliche Ausdehnung des Untersuchungsgebietes. Bei einer „*large scale geographic study*“ handelt es sich um ein großes Untersuchungsgebiet. Die dritte Ebene bezieht sich auf die „*operational scale*“, die sich explizit auf die räumliche Ausdehnung konzentriert, innerhalb derer bestimmte Prozesse ablaufen. Schließlich beschreibt die „*measurement scale*“ oder „*resolution scale*“ den Grad der Detailgenauigkeit. Gefragt wird nach der kleinsten erkennbaren Einheit einer Untersuchung. Bei Fernerkundungsstudien ergibt sich die „*resoluti-*

on scale“ aus der Kantenlänge eines Pixel (LAM & QUATTROCHI 1992, CAO & LAM 1997). Die vier Definitionen des Begriffes „Skala“ dürfen aufgrund von Wechselbeziehungen nicht isoliert betrachtet werden. So werden beispielsweise „small-scale cartographic maps“ bei „large-scale geographic studies“ verwendet (CAO & LAM 1997). Ebenso ist die operationale Skala eng mit der geographischen Skala verknüpft. Häufig wird durch die operationale Skala eines Prozesses die geographische Skala der Untersuchung bestimmt. Beispielsweise beschränkt sich der Prozess der Suburbanisierung räumlich auf den suburbanen Raum. Andere Prozesse, wie z.B. meteorologische Prozesse, haben dagegen häufig globale Ausmaße. Allen vier Definitionen von „Skala“ gemeinsam ist die Relativität der Größe der Objekte mit der Veränderung der Skala (CAO & LAM 1997).

Andere Autoren definieren den Begriff „Skala“ in absoluter oder relativer Relation zum abgebildeten Raum (MEENTEMEYER 1989, MARCEAU 1999). *“While the absolute view focuses on the space as the subject matter in which objects are located within a non-changing geometry, the relative view focuses on the objectives as the subject matter, and space is measured as relationship between objects“* (MARCEAU, 1999:349).

Konzeptionell repräsentiert der Begriff „Skala“ einen Filter, über den man eine Landschaft wahrnimmt, da sich mit der Veränderung der Skala auch das abgebildete Muster verändert (LEVIN 1992).

2.4.2 Die Entwicklung der wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit dem Begriff „Skala“

Die Existenz verschiedener räumlicher Skalen sowie die Notwendigkeit einer adäquaten Verflechtung verschiedener Skalenebenen wird seit über vierzig Jahren in den Sozial- und Naturwissenschaften diskutiert und gefordert (MARCEAU 1999). So hat die Auseinandersetzung mit dem Begriff „Skala“ auch innerhalb der geographischen Forschung eine lange Tradition und wurde erstmals in der Humangeographie diskutiert. Nach MARCEAU (1999) weisen GEHLKE & BIEHL¹⁰ bereits 1934 darauf hin, dass die Ergebnisse ihrer Studien von der Wahl der Größe und Anzahl der Untersuchungsgebiete beeinflusst werden. ROBINSON¹¹ stellt 1950 in einer Studie dar, dass der Korrelationskoeffizient zwischen den zwei Variablen IQ und Rasse zwischen 0,94 und 0,20 variiert, je nachdem, ob die regionale oder die individuelle Skalenebene gewählt wird. Er zeigt mit dieser Arbeit, dass die Interpretation von Daten einer Skalenebene und die daraus resultierenden Schlussfolgerungen nicht ohne weiteres auf eine andere Skalenebene übertragen werden können. Er formuliert für die Übertragung von Ergebnissen folgende Trugschlüsse:

¹⁰ Gehlke, C.E. & K. Biehl (1934): Certain effects of grouping upon the size of the correlation coefficient in census tract material. In: Journal of the American Statistical Association Supplement 29, pp. 169-170.

¹¹ zitiert aus CAO & LAM 1997: Robinson, W.S.(1950): Ecological correlation and the behavior of individuals. In: Am. Sociol. Rev. 15, 351.

Individueller Trugschluss: Es entstehen Fehler, wenn Ergebnisse vom Mikrolevel auf das Makrolevel übertragen werden.

Kreuzlevel-Trugschluss: Ergebnisse, die für eine Subpopulation auf einer Betrachtungsebene gewonnen werden, können nicht ohne weiteres auf eine andere Subpopulation derselben Betrachtungsebene übertragen werden.

Ökologischer Trugschluss: Der ökologische Trugschluss stellt das Gegenteil des individuellen Trugschlusses dar, d.h. Schlussfolgerungen können nicht von einem hohen Analyselevel auf eine geringere Analyseebene übertragen werden (ROBINSON 1950¹²).

Darüber hinaus wurden nach MARCEAU (1999) und CAO & LAM (1997) von HAGGETT (1965)¹³ HARVEY (1968, 1969)¹⁴ und STONE (1972)¹⁵ bereits früh empirische Arbeiten zum Skalenproblem veröffentlicht, die sich mit dem Einfluss der Datenaggregation auf die statistische Analyse, vor allem der Korrelation- und Regressionsanalyse, beschäftigen. Ebenfalls fand eine frühe theoretische Auseinandersetzung mit der Skalenproblematik in einer Vielzahl von geomorphologischen und landschaftsökologischen Arbeiten zur Hierarchietheorie statt. Im Zentrum der Arbeiten von BRUNSDEN & THORNES (1979)¹⁶, BRUNSDEN (1980)¹⁷ und HAIGH (1987)¹⁸ steht nach O'NEILL & KING (1998) die Analyse skalenabhängiger geomorphologischer und ökologischer Prozesse zur Erklärung der Landschaftsveränderung im Laufe der Zeit.

Weitere bedeutende Arbeiten zur Skalenproblematik stellen die Untersuchungen von OPENSHAW (1977) und von OPENSHAW & TAYLOR (1979 & 1981) dar. In diesen Arbeiten wird das so genannte „*modifiable areal unit problem*“ (MAUP) beschrieben. Dieses Konzept beinhaltet zwei Komponenten: Das Skalenproblem und das Aggregationsproblem. Die erste Komponente umfasst Probleme, die entstehen, wenn die Auflösung der Daten verringert wird, während die zweite Komponente Probleme beschreibt, die durch eine unterschiedliche Zonierung der vorhanden räumlichen Einheiten bei gleicher räumlicher Auflösung einher gehen.

LAM & QUATTROCHI (1992) weisen dem Skalenkonzept innerhalb der Geographie eine zentrale Bedeutung zu, da innerhalb einzelner Forschungsprojekte lokale bis globale Studien durchgeführt werden. CAO & LAM (1997) betonen zusätzlich, dass die Skala ein primäres Attribut geographi-

¹² zitiert aus CAO & LAM 1997: Robinson, W.S.(1950): Ecological correlation and the behavior of individuals. In: Am. Sociol. Rev. 15, 351.

¹³ zitiert aus Marceau 1999 a: Haggett, P. (1965): Scale components in geographical problems. In: Chorley, R.J. & P. Haggett (eds.): Frontiers in Geographical Teaching, pp. 164-185.

¹⁴ zitiert aus CAO & LAM 1997: Harvey, D. (1968): Processes, patterns and scale problems in geographical research. In: Transactions of the Institute of British Geographers, 45, pp.71-78. & Harvey, D. (1969): Explanation in Geography. New York.

¹⁵ zitiert aus CAO & LAM 1997: Stone, K.H. (1972): A geographer's strength: the multiple-scale approach. In: Journal of Geography, 71/6, pp.354-362.

¹⁶ zitiert aus O'Neill & King (1998): Brunnsden, D. & J.B. Thornes (1979): Landscape sensitivity and change. In: Transaction of the Institute of British Geographers 4, pp. 463-484.

¹⁷ zitiert aus O'Neill & King (1998): Brunnsden, D. (1980): Applicable models of long term landform evolution. In: Zeitschrift für Geomorphologie – Supplementband 36, pp. 16-26.

¹⁸ zitiert aus O'Neill & King (1998): Haigh, M.J. (1987): The holon: Hierarchy theory and landscape research. In: Catena – Supplement 10, pp. 181-192.

scher Daten darstellt. Ebenfalls zeichnet sich die geographische Forschung aufgrund von globalen Umwelt- und Klimaveränderungen und des steigenden Bevölkerungsdruckes stärker durch Interdisziplinarität aus (O'NEILL et al., 1986, TURNER et al., 1989, MOODY & Woodcock 1995, GOODCHILD & QUATTROCHI 1997). Interdisziplinäre Forschungsprogramme, wie das „*International Human Dimensions Programme of Global Change*“ (IHDP) oder das „*International Geosphere-Biosphere Programme*“ (IGBP), benötigen häufig Informationen, die von der Ebene des Individuums bis zur regionalen oder globalen Skala reichen. „*Complex, interdisciplinary programs consist of studies at different levels of organisation or scales within the system being studied*“ (GARDINGEN VAN et al., 1997: 372). Infolgedessen werden zunehmend Methoden notwendig, die es ermöglichen, Daten unterschiedlicher Skalen innerhalb eines Forschungsprojektes zu integrieren.

Auch GOODCHILD & QUATTROCHI (1997) fordern eine stärkere Auseinandersetzung mit der generellen Bedeutung der Skalenproblematik und weisen auf die Notwendigkeit einer „*Science of scale*“ hin, die sich mit folgenden Punkten auseinandersetzen sollte:

- Mit der Unveränderlichkeit von Skalen, d.h. mit der Frage, welche Eigenschaften von physischen und humanen Systemen in Hinblick auf verschiedene Skalen unveränderlich sind.
- Mit der Fähigkeit des Skalenwechsels, d.h. es wird folgende Frage gestellt: „*Can we develop a generic set of methods for disaggregating coarse data, and aggregating fine data, in ways that are compatible with our understanding of Earth system processes*“ (GOODCHILD & QUATTROCHI, 1997:6)?
- Mit der Entwicklung von Methoden, die es ermöglichen, den Einfluss eines Skalenwechsels in Bezug auf den Informationsgehalt der Daten zu bewerten und zu quantifizieren.
- Mit Skalen als ein Parameter in Prozessmodellen, d.h. mit der Integration des Faktors „*Skala*“ in Modellen. Da eine Vielzahl von Modellen skalenabhängig sind, wird zudem eine Auseinandersetzung mit der Beeinflussung der Modelle durch den Skalenfaktor gefordert. (vgl. auch MEENTEMEYER 1989, NELLIS & BRIGGS 1989, TURNER, et al. 1989, BIAN & WALSH 1993, LAM & QUATTROCHI 1992, BIAN 1997)

Durch die Entwicklung von Geographischen Informationssystemen (GIS) besteht ein großes Potential zur Lösung dieser Fragestellungen (BIAN 1997, WALSH et al. 1997, CAO & LAM 1997, GOODCHILD & QUATTROCHI 1997). „*[...] GIS in particular has opened the possibility for multiscale representation, and for databases that contain digital versions the contents of many maps at different scales*“ (GOODCHILD & QUATTROCHI, 1997: 2). Ein weiteres Potential liegt in den verschiedenen Fernerkundungssensoren, die über unterschiedliche räumliche, spektrale und zeitliche Auflösung verfügen.

Die hohe Bedeutung der Auseinandersetzung mit dem Einfluss der Skalierung zeigt auch das 1992 von der United States Environmental Protection Agency (EPA) gegründete „*Multiscale Experimental Ecosystem Research Center*“ (MEERC) (GARDNER, 1998). Ein Schwerpunkt der wissenschaftlichen Forschung des MEERC's besteht darin, über die Modellierung von skalenabhängigen Effekten Ergebnisse aus empirischen Studien auf weitere räumliche und zeitliche Skalen zu extrapolieren. Ebenfalls wird dem Skalenproblem innerhalb der „*International Association of Landscape Ecology*“ (IALE) ein hoher Stellenwert zugesprochen. Beim 16. jährlichen Symposium der „*US Regional Association of Landscape Ecology*“ an der Arizona State University vom 25. - 29. 04. 2001 wurde die Auseinandersetzung mit Skalenfragen als einer von zehn Forschungsschwerpunkten der Landschaftsökologie verabschiedet (WU & HOBBS, 2002).

2.4.3 Skalen & Fernerkundung

Innerhalb der Fernerkundung ist der Begriff „*Skala*“ als eine „*Funktion*“ des „*Instantaneous Field of View*“ (IFOV) des Sensors zu verstehen. Zudem wird der Begriff „*Skala*“ über die beiden Begriffe „*extent*“ und „*grain*“ definiert (TURNER et al. 1989, MUSICK & GROVER 1991, QUATTROCHI & PELLETIER 1991, O'NEILL et al. 1996, O'NEILL & KING 1998, GUSTATFSON 1998, BLASCHKE & PETCH 1999). Während „*extent*“ die Größe und die räumliche Ausdehnung des Untersuchungsgebietes beschreibt, bezieht sich der Ausdruck „*grain*“ auf die Auflösung der Daten. Die Auflösung der Daten bestimmt den Grad der Detailgenauigkeit und wird über die kleinste trennbare Einheit definiert. Diese ist innerhalb der Fernerkundung gleichbedeutend mit der Kantenlänge eines Pixels (TURNER et al. 2001). Vergleicht man die Bedeutung der beiden Begriffe „*extent*“ und „*grain*“ mit der Einteilung des Skalenbegriffe nach CAO & LAM (1997), so entsprechen „*extent*“ und „*grain*“ der „*observational scale*“ und der „*resolution scale*“.

Auseinandersetzungen mit Skalenfragen innerhalb der Fernerkundung begannen Mitte der 1970er Jahre mit einer Reihe empirischer Studien, in denen der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Klassifikationsgenauigkeit analysiert wurde. Nach MARCEAU & HAY (1999) ist die grundlegende Schlussfolgerung der Studien von MARKHAM & TOWNSHEND (1981)¹⁹, AHERN et al. (1983)²⁰, IRONS et al. (1985)²¹ und CUSHNIE (1987)²², dass eine Vergrößerung der räumlichen Auflösung, bei einer gleich bleibenden spektralen Auflösung, mit einer Reduzierung des Informationsgehaltes und somit einer Verringerung der Klassifikationsgenauigkeit einhergeht. Auf der Grundlage dieser Er-

¹⁹ zitiert aus Marceau & Hay (1999): Markham, B.L. & J.R.G. (1981): Landcover classification accuracy as a function of sensor spatial resolution. In: Proceedings of the Fifteenth International Symposium on Remote Sensing of Environment, pp. 1075-1090.

²⁰ zitiert aus Marceau & Hay (1999): Ahren, F.J., Horler, D.N.N., Cihlar, J., Bennett, W.J. & E. MacAulay (1983): Digital processing to improve classification results at resolutions of 5 to 50 meters. In: Proceedings of the SPIE Symposium on Techniques for Extraction from Remotely Sensed Images, Rochester, 16.-19. August 1983, pp. 153-170.

²¹ zitiert aus Marceau & Hay (1999): Irons, J.R., Markham, B.L., Nelson, R.F., Toll, D.L., Williams, D.L., Latty, R.S. & M.L. Stauffer (1985): The effects of spatial resolution on the classification of TM data. In: International Journal of Remote Sensing 6, pp. 1385-1403.

²² zitiert aus Marceau & Hay (1999): Cushnie, J.L. (1987): The interactive effect of spatial resolution and degree of internal variability within landcover types on classification accuracies. In: International Journal of Remote Sensing 8, pp. 231-246.

kenntnis wurde die Bedeutung der räumlichen Auflösung innerhalb der Fernerkundung verstärkt betont.

WOODCOCK & STRAHLER (1987) folgern in ihrer Arbeit, dass die Wahl der räumlichen Auflösung von drei Faktoren abhängt:

1. Von der Methode über die Informationen aus dem Bild extrahiert werden,
2. von den gewünschten Output-Informationen und
3. von der räumlichen Struktur der Szene.

Die Punkte zwei und drei hängen direkt vom Objekt bzw. vom Phänomen das betrachtet wird ab, da unterschiedliche räumliche Phänomene unterschiedliche Level der Raum- und Zeitdimensionen besitzen. Abbildung 4 zeigt, dass verschiedene räumliche Prozesse unterschiedlichen Skalen zugeordnet werden können, z. B. befinden sich globale meteorologische Prozesse auf einer anderen räumlichen und zeitlichen Skala als die landwirtschaftliche Produktion.

Zur Erfassung von räumlichen Phänomenen ist es daher wichtig, über die Wahl von „*extent*“ and „*grain*“ die obere und untere Grenze der Auflösung zu definieren (CAO & LAM 1997, ALBRECHT & CAR 1999). Hierbei ist es von Bedeutung herauszufinden, welchen Einfluss unterschiedliche räumliche Auflösungen („*grain*“) auf die Abbildung räumlicher Phänomene haben (MOODY & WOODCOCK 1995). Das Ziel ist es, für jede Studie die optimale räumliche Auflösung hinsichtlich einer ausreichenden Genauigkeit, eines vertretbaren Datenverarbeitungsaufwandes und angemessenen Kosten zu wählen (QUATTROCHI & PELLETIER 1991).

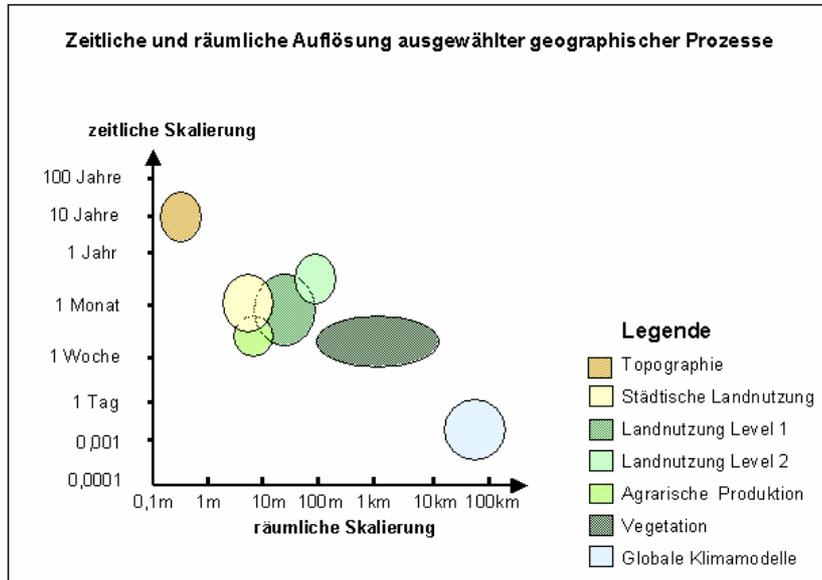


Abbildung 4: Zeitliche und räumliche Auflösungsebenen ausgewählter Prozesse

Quelle: verändert nach MEENTEMEYER, 1989: 169

Die Frage nach der ausreichenden Genauigkeit wird durch zwei Faktoren beeinflusst:

1. Durch die Skalenabhängigkeit der zu betrachtenden Objekte und Phänomene und
2. durch die räumliche Auflösung des Sensors.

Fast alle Objekte und Phänomene sind skalenabhängig, d.h. je nachdem welche Skalenebene für die Betrachtung gewählt wird, erscheint ein räumliches Muster homogen bzw. heterogen (NELLIS & BRIGGS 1989, TURNER et al., 1989). Ein heterogenes Gebiet wird durch einen Fernerkundungssensor in Form einer homogenen Fläche dargestellt, wenn einzelne Landschaftselemente kleiner als ein Pixel sind. Beispielsweise wird eine Waldfläche mit einer Größe kleiner $0,5 \text{ km}^2$, die von landwirtschaftlichen Flächen umgeben ist, durch einen Sensor mit einer Auflösung von 1 km nicht erfasst (O'NEILL et al. 1996). Der Grad der Mischpixelbildung hat daher einen direkten Einfluss auf die Genauigkeit von Klassifikationen. Da mit der Zunahme der Mischpixel ein Informationsverlust einhergeht, nimmt die Genauigkeit der Unterscheidung zwischen zwei oder mehreren Landbedeckungen ab (BRANSLEY et al. 1997). Insofern stellt sich die Frage, ob die für eine Studie bedeutenden Objekte und Phänomene durch den gewählten Sensor räumlich genau abgebildet werden.

Zur Erfassung von Landschaftselementen, die über eine geringere Größe als ein Pixel verfügen, schlagen BARNESLEY et al. (1997) die Subpixel- bzw. Endmemberkalibrierung (vgl. Kap. 9) vor. MOULIN et al. (1998) weisen auf die Bedeutung der Subpixelklassifikation für den Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb landwirtschaftlicher Fragestellungen hin.

Je nach Fragestellung muss ebenfalls berücksichtigt werden, dass sich eine hohe räumliche Auflösung negativ auf das Klassifikationsergebnis auswirken kann. „*If spatial resolution is too fine, objects may appear more heterogeneous than they really are, this misrepresentation masks their inherent homogeneity*“ (QUATTROCHI & PELLETIER, 1991: 68).

Die Veränderung der räumlichen Auflösung hat nicht nur einen Einfluss auf die Erfassung der Oberflächenstruktur, sondern wirkt sich auch auf die Beziehung von Prozessparametern aus. BIAN & WALSH (1993) untersuchen den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Beziehung zwischen Biomasse und Topographie. Das Ergebnis ihrer statistischen Analyse zeigt, dass zwischen den beiden Parametern bis zu einem Schwellenwert der räumlichen Auflösung eine Beziehung festgestellt werden kann, und dass dieser Zusammenhang bei Überschreitung des Schwellenwerts verloren geht.

FRIEDL (1997) analysiert den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Beziehung zwischen dem „*Normalized Difference Vegetation Index*“ (NDVI) und dem „*Leaf Area Index*“ (LAI). Zwischen beiden Indizes ist eine positive Beziehung zu erwarten, da der Wert des NDVI die Vitalität und Masse der Vegetation indirekt angibt und sich der LAI auf die Anzahl der Blattflächen einer Vegetationsfläche bezieht. Die Ergebnisse der Regressionsanalyse sind in Abbildung 5 dargestellt. Bei einer Auflösung von 150 m und 270 m ist ein deutlicher Zusammenhang zwischen dem NDVI und dem LAI zu erkennen. Während sich bei einer Auflösung von 510 m eine höhere Streuung der Werte ergibt, kann man bei einer Auflösung von 990 m wiederum einen Zusammenhang erkennen. Dieser unterscheidet sich jedoch von dem Zusammenhang bei 150 m bzw. 270 m Auflösung. Die breite Streuung der Werte bei einer Auflösung von 510 m begründet FRIEDL (1997) damit, dass die natürliche räumliche Variation der biophysikalischen Eigenschaften der Vegetation im Bereich einer Pixelgröße von 510 m liegt. Infolgedessen wird die räumliche Variation der Vegetation in einigen Bildbereichen noch erfasst, in anderen jedoch nicht mehr. Ferner weist der unterschiedliche Zusammenhang zwischen NDVI und LAI bei 150 m bzw. 270 m und 990 m auf eine Skalenabhängigkeit der Regression zwischen NDVI und LAI hin. Der Skalenübergang der räumlichen Variation der Vegetation wird ebenfalls bei einer räumlichen Auflösung von 510 m bestätigt (FRIEDL 1997). Einen ähnlichen Ansatz wählen WALSH et al. (1997) um die Skalenabhängigkeit des Erklärungsgehalts des NDVI in Bezug auf Landbedeckungstypen und Höhenlage zu analysieren.

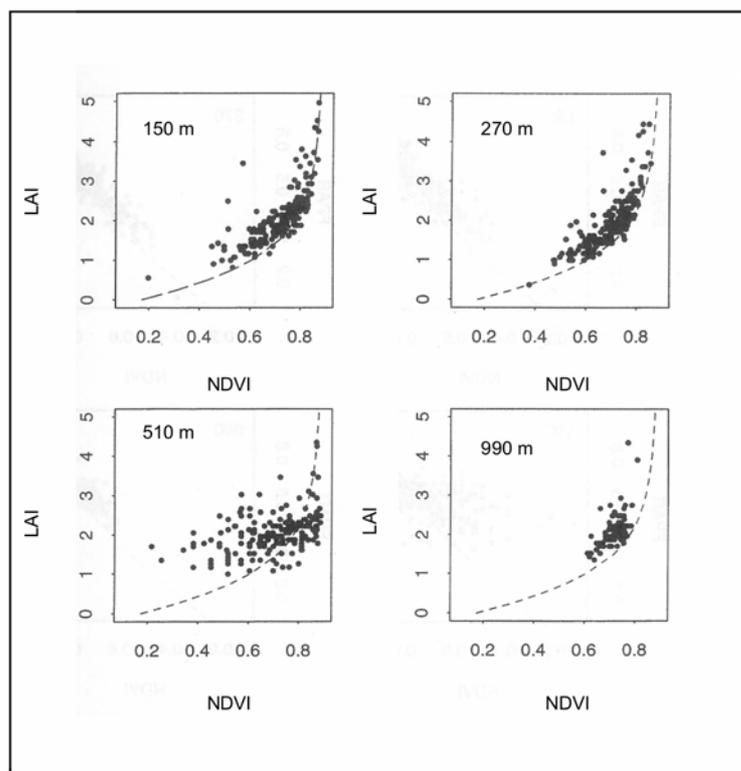


Abbildung 5: Veränderung der Beziehung zwischen NDVI und LAI mit Veränderung der räumlichen Auflösung

Quelle: Friedl, 1997: 129

Insgesamt werden zur Erweiterung des Verständnisses der Skaleneffekte innerhalb der Fernerkundung zwei komplementäre Konzepte hervorgehoben:

1. Die Erfassung von konstanten Bereichen des Skalenspektrums und
2. die Ermittlung von Schwellenwerten.

Das erste Konzept entspricht den Bereichen eines Skalenspektrums in denen sich ein Phänomen oder ein räumliches Muster nicht verändert bzw. monoton mit der Veränderung der Skalierung ändert. Diese Bereiche können durch Schwellenwerte eingegrenzt werden. Schwellenwerte werden als kritische Punkte im Skalenspektrum verstanden, an denen ein betrachtetes Phänomen oder ein räumliches Muster nicht mehr korrekt erfasst werden kann (MARCEAU 1999).

2.4.4 Analysemöglichkeiten von Skaleneffekten

Zum Verständnis von Skalenspektrum und zur Erfassung der optimalen Auflösung für ein bestimmtes zu betrachtendes Objekt oder Phänomen, wurden in den letzten 50 Jahren verschiedene Methoden entwickelt. Im Folgenden werden verschiedene Verfahren zur Analyse von Skaleneffekten kurz dargestellt. Auf die Methode der Landschaftsstrukturanalyse wird abschließend ausführlicher eingegangen, da diese Methode in der vorliegenden Arbeit zur Einschätzung des Einflusses der

räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit teilschlagspezifischer Pflanzenschäden eingesetzt wird.

1. Die geographische & lokale Varianzmethode

MOELLERING & TOBLER (1972)²³ entwickelten zum Verständnis von Skalenproblemen die geographische Varianzmethode. Der Hintergrund dieser Methodik besteht darin, dass geographische Prozesse auf unterschiedlichen Skalen ablaufen. Um die optimale Skala zur Erfassung eines Prozesses zu ermitteln, berechnen die beiden Autoren die statistische Varianz, da die maximale Variabilität mit der operationalen Skala eines Phänomens übereinstimmt. Der Nachteil dieser Methode besteht darin, dass sie nur bei Studien angewendet werden kann, die durch einen strengen hierarchischen Aufbau gekennzeichnet sind, d.h. bei denen die jeweils höhere Ebene aus den Elementen der unteren Ebene aufgebaut ist. Dementsprechend ist der Einsatz der geographischen Varianzanalyse für viele Fernerkundungsansätze eingeschränkt. „*For remotely sensed images with different resolutions, the digital values of the image at a coarser resolution are not simple aggregation of the values of the image at a finer resolution. Moreover pixel with different spatial resolutions may not be nested*“ (CAO & LAM, 1997: 64). Eine modifizierte Version der geographischen Varianzmethode stellt die lokale Varianzmethode dar, die 1987 von WOODCOCK & STRAHLER entwickelt wurde. Die Veränderung der ursprünglichen Varianzmethode bietet die Möglichkeit, auch Fernerkundungsdaten zu analysieren. Die lokale Varianz wird definiert als der durchschnittliche Wert der Varianz innerhalb eines 3x3 „*Moving Windows*“. Die operationale Skala kann anhand der Kurve in Abbildung 6 ermittelt werden.

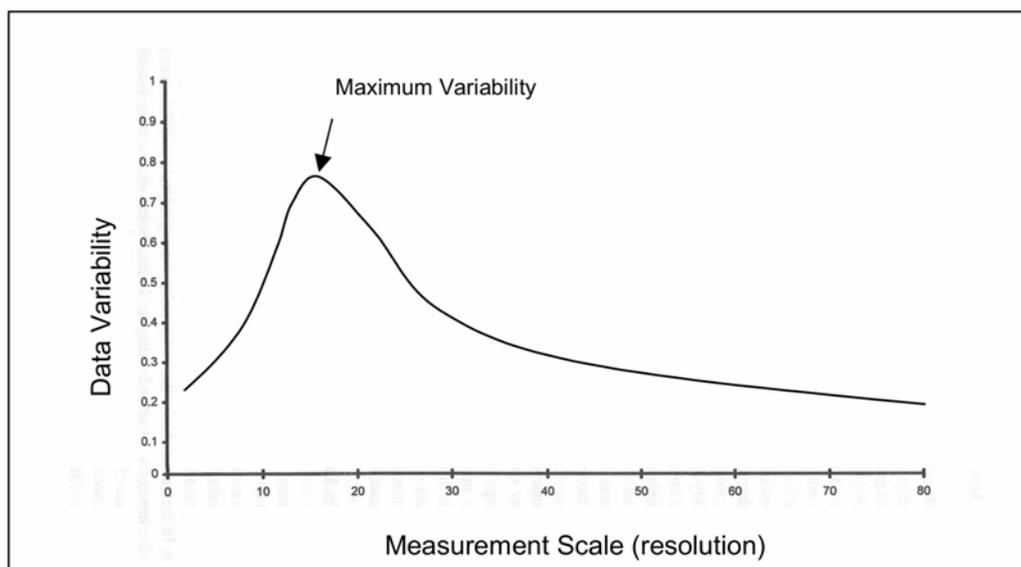


Abbildung 6: Data variability across scales

Quelle: Cao & Lam, 1997: 66

²³ zitiert aus CAO & LAM (1997): MOELLERING, H. & W. TOBLER (1972): Geographical variance. In: Geogr. Anal. 4/35.

Während auf der y-Achse die Variabilität der Daten abgetragen ist, wird auf der x-Achse die Auflösung der Daten dargestellt. Solange die räumliche Auflösung kleiner als die zu bestimmenden Objekte ist, ist die lokale Varianz gering. Nähert sich die Pixelgröße jedoch der Objektgröße an, tendieren die Werte zu großen Unterschieden untereinander, so dass die lokale Varianz steigt. Bei einer weiteren Zunahme der Pixelgröße kommt es zunehmend zur Bildung von Mischpixeln, was zu einer Abnahme der lokalen Varianz führt (CAO & LAM, 1997).

O'NEILL et al. (1991) nutzen die Varianzanalyse zur Betrachtung des Zusammenhangs zwischen der Landbedeckungsstruktur und der Größe des zu betrachteten Untersuchungsgebietes („*extent*“). Ihr Ergebnis zeigt, dass das Landbedeckungsmuster über verschiedene diskrete Level der Organisation, d.h. über einen hierarchischen Aufbau verfügt.

2. Die Textur-Methode

Die Textur Methode geht auf GONZALEZ & WINTZ (1987)²⁴ zurück. Das Ziel dieser Methode besteht darin, die Veränderung der Textur mit der räumlichen Auflösung zu bestimmen. Wie auch die lokale Varianzanalyse, basiert diese Methode auf einem 3x3 „*Moving Window*“. Die Texturparameter werden für verschiedene Skalenebenen berechnet. „*It is argued that the highest texture index indicates the highest variation, and thus the resolution level at which most processes operate*“ (CAO & LAM 1997).

3. Die Methode der fraktalen Dimension

Der Informationsgehalt der fraktalen Dimension in Form von quantitativen Indizes bietet ebenfalls eine gute Möglichkeiten des Vergleichs verschiedenskalierten Daten (TURNER et al. 1989). Das Konzept der fraktalen Dimension wurde von MANDELBROT erstmals 1975 vorgestellt und hat seitdem eine stetige Weiterentwicklung erfahren (LAM & QUATTROCHI 1992). Im Gegensatz zur euklidischen und topologischen Dimension kann die fraktale Dimension gebrochene Werte annehmen. Während beispielsweise bei der euklidischen Dimension dem Punkt die Nulldimension zugewiesen wird, die Linie als eindimensional, die Fläche als zweidimensional und ein Körper als dreidimensional beschrieben wird, lassen sich über die fraktale Dimension Übergänge zwischen diesen euklidischen Dimensionen erfassen. MANDELBROT (1991) beschreibt das Wesen der fraktalen Dimension am Beispiel der Küstenlänge Großbritanniens. Die Gesamtlänge der Küste variiert mit der Eichlänge mit der die Küste vermessen wird. Umso größer die gewählte Eichlänge ist, umso mehr bleiben Buchten und Windungen im Küstenverlauf unberücksichtigt. Umgekehrt werden umso mehr Unebenheiten und Krümmungen im Verlauf der Küste erfasst, je kleiner die Eichlänge ist. Nur an einer völlig geraden Küste wäre die Gesamtlänge der Messung unabhängig von der Eichlänge. Im Gegensatz zu einer Geraden kann eine fraktale Kurve mit unendlich vielen Krümmungen nicht

²⁴ zitiert aus CAO & LAM 1997: Gonzales, R.C. & P. Wintz (1987): Digital Image Processing. Addison-Wesley, Menlo Park.

eindimensional erfasst werden, da diese Kurve nie einem Grenzwert zustrebt. Infolgedessen eröffnen sich beim Hineinzoomen in eine fraktale Kurve immer neue Details, unabhängig von der Wahl des Zoomfaktors. Bei einem Objekt der euklidischen Geometrie würde man dagegen ab einem bestimmten Punkt keine weiteren Details mehr erkennen können.

Das Schlüsselkonzept dieses Ansatzes stellt das Konzept der Selbstähnlichkeit dar. Hierunter versteht man ähnliche fraktale Eigenschaften von Landschaftsausschnitten auf unterschiedlichen räumlichen Skalen (GOODCHILD & MARK 1987, MANDELBROT 1991). Bei einer exakten Selbstähnlichkeit setzen sich Formen aus verkleinerten Kopien von sich selbst zusammen. Verschiedene empirische Studien haben gezeigt, dass die meisten Landoberflächen keine reinen Fraktale sind, so dass es zu Veränderungen der Formen bei unterschiedlichen Auflösungen kommt. Die meisten Landoberflächen weisen aber eine statistische Selbstähnlichkeit auf (GOODCHILD 1980, MARK & ARONSON 1984, MANDELBROT 1991, LAM & QUATTROCHI 1992). Die Skala mit den höchsten Werten der fraktalen Dimension stellt die Skala mit den meisten ablaufenden Prozessen, die operationale Skala, dar (CAO & LAM 1997, GOODCHILD & MARK 1987, LAM & QUATTROCHI 1992).

4. Die Landschaftsstrukturanalyse

Landschaftsstrukturmaße (LSM) werden definiert als quantitative Indizes zur Beschreibung der Struktur und des Musters einer Landschaft bzw. eines Landschaftsausschnitts. „*Landscape metrics are employed to create quantitative measures of spatial patterns found on map or remote sensing image*“ (FROHN, 1998: 3). Die Entwicklung der LSM basiert auf Ansätzen der Informationstechnologie (SHANNON & WEAVER 1964) und der Theorie der fraktalen Geometrie (GOODCHILD & MARK 1987, MANDELBROT 1991). Auf der Grundlage dieser Ansätze entwickelte sich in den späten 1980er Jahren ein Bereich der Landschaftsökologie, der als quantitative Landschaftsökologie²⁵ bezeichnet wird. Das Ziel dieser Fachrichtung besteht in der quantitativen Erfassung des komplexen Gefüges der Landschaft mit Hilfe von LSM. Erste LSM wurden 1988 von O'NEILL et al. entwickelt. In der Folgezeit wurden diese ersten LSM ständig weiterentwickelt und modifiziert (LI & REYNOLDS 1993, MCGARIGAL & MARKS 1994, HUNDSACKER et al. 1994, FROHN 1995, RIITERS 1995). Zu Beginn der 1990er Jahre wurde von MCGARIGAL und MARKS das Programmpaket FRAGSTATS (<http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>) entwickelt. Dieses Programmpaket bietet die Möglichkeit, eine Vielzahl an verschiedenen LSM zu berechnen. Da das Programm FRAGSTATS in einer Vielzahl von Studien im Bereich der Landschaftsstrukturanalyse eingesetzt wird, kann es als eine Art Standard verstanden werden.

Über die Kombination verschiedener LSM besteht die Möglichkeit, die Landschaftsstruktur quantitativ in Hinblick auf die unterschiedliche Ausdehnung von Landschaftselementen, die Anzahl der

²⁵ Einen guten Überblick über die Entwicklung und die Schwerpunkte der quantitativen Landschaftsökologie finden sich in FORMAN & GODRON, 1986, O'NEILL et al., 1988, TURNER & GARDNER, 1991, MCGARIGAL & MARKS, 1994, FROHN, 1998, GUSTAFSON, 1998

Landschaftselemente innerhalb eines Landschaftsausschnitts, die unterschiedliche Formkomplexität der Landschaftselemente sowie die Verteilung, Anordnung und Zusammensetzung der Landschaftselemente im Raum zu beschreiben. Allgemein unterscheidet man zwischen LSM zur Erfassung der Landschaftskomposition (Anzahl, Größe, Form, proportionale Häufigkeit, Vielfalt der einzelnen Landschaftselemente) und zur Erfassung der Landschaftskonfiguration (räumliche Verteilung im Raum) (MCGARIGAL & MARKS 1994, GUSTAFSON 1998, LAUSCH 2000).

Als Datengrundlage der Berechnung dienen digitale Raster- oder Vektordaten, die eine Landbedeckung in Form von thematischen Karten widerspiegeln. Diese Karten werden zum einen durch das Digitalisieren bereits existierender Landnutzungskarten gewonnen. Zum anderen kann die digitale Erfassung der Landbedeckung durch die Klassifikation von Fernerkundungsdaten erfolgen. Insgesamt können LSM für die drei Ebenen Patch (Landschaftselement), Klasse und für die gesamte Landschaft berechnet werden (vgl. Abb. 7). Ein Patch besteht aus zusammenhängenden Pixeln einer Landbedeckungskategorie; z.B. eines klassifizierten Satellitenbildes. In der Landschaft stellen diese Patches beispielsweise zusammenhängende Wiesen, Felder, Wasserflächen oder anthropogene Flächen dar. Die LSM der Klassen- und Landschaftsebene stellen aggregierte Werte dar, die im allgemeinen durch Summieren oder Mittelwertbildung der Patch- bzw. der Klassenebene entstehen.

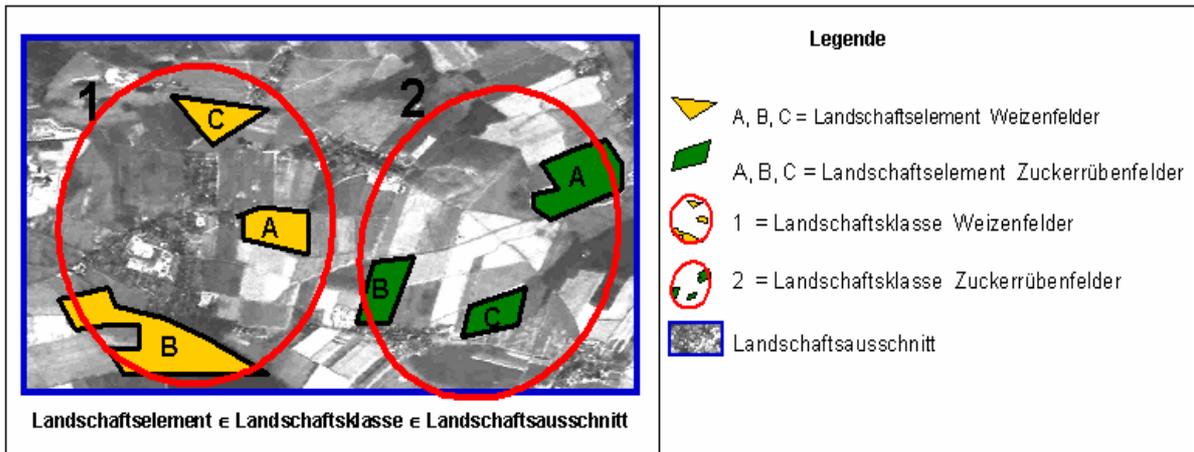


Abbildung 7: Darstellung der räumlichen Einheiten Landschaftselement – Klasse - Landschaft

Quelle: verändert nach LAUSCH, 2001: 117

In mehreren Großprojekten der U.S. Environmental Protection Agency (EPA) wird der Bedarf an Informationen über die Struktur der Landschaft deutlich. In diesen Projekten werden unterschiedliche LSM für ein Monitoringsystem genutzt. Die Motivation dieser Projekte besteht in der Erhaltung bedeutender gesellschaftlicher Werte, wie beispielsweise der biologischen Diversität, der Unversehrtheit der Wasserressourcen sowie einer nachhaltigen Landnutzung (HUNDSACKER et al. 1994, FROHN 1998). Darüber hinaus heben vielfältige Veröffentlichungen in Europa die Bedeutung

der LSM bei der Entwicklung von Indikatorensystemen hervor. Beispielsweise beschäftigen sich die Europäische Umweltagentur (EEA) und das Center for Earth Observation (CEO) mit der Quantifizierung der Landschaftsstruktur auf regionaler und überregionaler Ebene zur Ausweisung ökologisch wertvoller Flächen (Blaschke 2000). Zudem kommt den LSM eine hohe Bedeutung in Studien zur Problemlösung der Fragmentierung von Habitaten zu (WIENS 1992).

Viele Studien, vor allem innerhalb der Landschaftsökologie, haben gezeigt, dass das räumliche Muster der Landoberfläche skalenabhängig ist, d.h. das räumliche Muster verändert sich mit der Veränderung der räumlichen Auflösung (MEENTEMEYER & BOX 1987, WOODCOCK & STRAHLER 1987, TURNER et al. 1989, O'NEILL et al. 1991, CULLINAN et al. 1997, MILNE 1992, HE & LEGENDRE 1994, MOODY & WOODCOCK 1995, JELINSKI & WU 1996, QI & WU 1996, GARDNER 1998, WU et al. 2000, WU et al. 2002). Der Einfluss der Skalierung auf die Erkennbarkeit des räumlichen Musters kann über die Analyse der Veränderung von LSM (vgl. Kap. 10) ermittelt werden. Der Einfluss der Veränderung der räumlichen Auflösung auf berechnete LSM wurde in einer Vielzahl von Arbeiten anhand unterschiedlicher Untersuchungsgebiete, unterschiedlicher LSM und unterschiedlicher Auflösungen beschrieben. SAURA & MARTINEZ-MILLAN (2001) betonen in diesem Zusammenhang, dass zum Verständnis des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Abbildung eines räumlichen Musters der Landschaft, nur der Faktor der räumlichen Auflösung verändert werden darf, wohingegen die restlichen Faktoren konstant gehalten werden müssen. Im Folgenden sollen am Beispiel einiger ausgewählter Arbeiten ein Überblick über diese Auseinandersetzung gegeben werden:

Eine der ersten und meist zitierten Studien zum Einfluss der Skalierung in der Landschaftsökologie, ist die Arbeit von TURNER et al. (1989). In dieser Arbeit wird der Einfluss der Veränderung von „*grain*“ und „*extent*“ anhand der drei LSM „*Dominance*“, „*Diversity*“ und „*Contagion*“ analysiert. Das Ergebnis zeigt, dass seltene Landschaftselemente bei der Verringerung der räumlichen Auflösung nicht mehr erfasst werden können. Ebenfalls wurde ein Zusammenhang zwischen dem räumlichen Muster und der Erfassbarkeit einzelner Landschaftselemente festgestellt. Landschaftselemente die geballt innerhalb eines Landschaftsausschnitts auftreten, können bei der Verringerung der räumlichen Auflösung länger erfasst werden als Landschaftselemente, die einzeln in einem Landschaftsausschnitt auftreten. Aus dem Verlust vor allem kleinere Landschaftselemente, resultiert eine Abnahme der Diversität eines Landschaftsausschnitts, die sich in einer Verringerung der Werte des „*Diversity*“ Indizes ausdrückt. WICKHAM & RIITERS (1995) analysieren den Effekt der Veränderung der Pixelgröße in Bezug auf die Sensitivität von Gleichmäßigkeits- und Dominanzmaßen. Ihr Ergebnis zeigt, dass diese Maße gegenüber der Veränderung der räumlichen Auflösung nicht sensitiv reagieren. In einer ähnlichen Studie kommen WU et al. (2002) zu einem anderen Ergebnis. Ihre Analysen zeigen eine deutliche Sensitivität dieser Maße gegenüber der Veränderung

der räumlichen Auflösung. WU et al. (2002) erklären dieses abweichende Ergebnis mit der Tatsache, dass sie eine deutlich höhere Anzahl an unterschiedlichen räumlichen Auflösungen in die Analyse einbezogen haben als WICKHAM & RIITERS (1995). Während WICKHAM & RIITERS (1995) vier verschiedene Pixelgrößen ($4 \times 4 \text{ m}^2$, $12 \times 12 \text{ m}^2$, $28 \times 28 \text{ m}^2$ und $80 \times 80 \text{ m}^2$) in die Analyse betrachten, werden von WU et al. (2002) 24 unterschiedliche Skalenebenen (zwischen $30 \times 30 \text{ m}^2$ und $3000 \times 3000 \text{ m}^2$) berücksichtigt. In ihre Studie untersuchen BENSON & MACKENZIE (1995) auf der Grundlage unterschiedlicher Fernerkundungsdaten (SPOT, LANDSAT TM und NOAA-AVHRR) die Landbedeckung eines Gebietes in Nord-Wisconsin, das durch eine Vielzahl unterschiedlich großer Seen charakterisiert wird. Das Ergebnis dieser Studie zeigt, dass mit der Abnahme der räumlichen Auflösung zum einen eine Abnahme der Anzahl der Seen und ihrer prozentualen Fläche einher geht. Zum anderen ist mit der Abnahme der räumlichen Auflösung eine Zunahme der durchschnittlichen Seenfläche und eine Zunahme der Formkomplexität verbunden. MOODY & WOODCOCK (1995) beurteilen die Skalenabhängigkeit des räumlichen Musters ausgehend von einer Landbedeckungskarte mit einer Auflösung von 30 m. Auf dieser Grundlage berechnen sie über eine Methode der Datenaggregation fünf verschiedene gröbere Auflösungen von 90 m, 150 m, 249 m, 510 m und 1020 m. Für jede dieser Auflösungen erfolgt dann die Berechnung eines Strukturdatensatzes von fünf verschiedenen LSM, um die Landschaftsstruktur quantitativ zu erfassen. Im Anschluss wird die Veränderungen des räumlichen Musters durch den Skalenwechsel über verschiedene statistische Analyseverfahren, wie z.B. multiple lineare Regressionen, bewertet. Im Ergebnis ergibt sich aus der Verringerung der räumlichen Auflösung eine Verringerung der Klassifikationsgenauigkeit. Aus den Ergebnissen ihrer empirischen Studie zur quantitativen Erfassung der regionalen Landschaftsstruktur anhand von LSM haben O'NEILL et al. (1996) folgende Regel für die Wahl der räumlichen Auflösung abgeleitet: „...*the grain of the data should be 2 to 5 times smaller than the feature of interest*“ (O'NEILL, et al., 1996: 175). QI & WU (1996) nutzen zwei digitale Datensätze mit Informationen über Höhenlage und Biomasse eines Gebietes in Peninsular Malaysia, um den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Heterogenität anhand von räumlichen Indizes zu bewerten. Über eine Methode der Datenaggregation werden die Auflösung der beiden Datensätze kontinuierlich verändert. Ihre Ergebnisse zeigen, dass die Werte der Indizes mit der Verringerung der räumlichen Auflösung abnehmen und somit die Veränderung der Heterogenität mit der Veränderung der räumlichen Auflösung beschreiben. PAX-LENNEY & WOODCOCK (1997) beschreiben den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erfassung von regionalen Veränderungen in landwirtschaftlichen Flächen am Beispiel Ägyptens. Das Ergebnis zeigt, dass bei einer räumlichen Auflösung von 250 m landwirtschaftliche Flächen identifiziert werden können. Zur detaillierten Beschreibung der einzelnen Anbauflächen sind deutlich bessere räumliche Auflösungen notwendig. FROHN (1998) vergleicht den „*Contagion Index*“ und die Fraktale Dimension mit zwei neuen Indizes: 1. „*patch per unit*“ und 2. „*square pixel*“ in Hinblick auf ihre Reaktion gegenüber Veränderungen der räumlichen Auflösung. PING & DOBERMANN (2003) nutzen verschie-

denen LSM zur Bewertung des Einflusses unterschiedlicher Rastergrößen bei der Interpolation von punktuell erhobenen Ertragsparametern. Über die Veränderung der Strukturmaße kann der Einfluss der unterschiedlichen Rasterzellgrößen beschrieben werden. Die wohl umfangreichsten Arbeiten zum Einfluss der Skalierung („*grain*“ und „*extent*“) auf LSM wurden 2002 und 2004 veröffentlicht (WU et al. 2002, WU 2004). Wu et al. (2002) benutzen in ihrer Studie fünf verschiedene Landschaftsausschnitte mit einer räumlichen Auflösung von 30 x 30 m² als Datengrundlage. Diese Datengrundlage wird über eine Methode der Datenaggregation kontinuierlich in der Auflösung verändert, so dass ein Datensatz zwischen 30 x 30 m² und 3000 x 3000 m² räumlicher Auflösung zur Verfügung steht. Mit dem Programm FRAGSTATS werden für jede räumliche Auflösung 19 verschiedene LSM der Landschaftsebene berechnet und die Veränderung dieser Werte in Hinblick auf die Veränderung der räumlichen Auflösung analysiert. Das Ergebnis zeigt, dass die LSM in drei verschiedene Kategorien unterteilt werden können:

- LSM, die eine einfache Skalenbeziehung aufweisen, d.h. entweder eine Abnahme oder Zunahme ihrer Werte mit der Veränderung der räumlichen Auflösung zeigen, so dass diese Beziehungen durch einfache Regressionen dargestellt werden können.
- LSM, die eine komplizierte Skalenbeziehung aufweisen. Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung nehmen die Werte der LSM treppenartig ab.
- LSM, die keine Skalenbeziehungen aufweisen.

Ein ähnlicher Ansatz wird in der Studie von WU (2004) verfolgt. In der Analyse wird jedoch nicht nur die Landschaftsebene, sondern auch die Klassenebene berücksichtigt. Insgesamt zeigen die beiden Studien von WU et al. (2002) und WU (2004), dass die Analyse von LSM mit der Veränderung der räumlichen Auflösung eine nützliche Methode zur Bewertung des Einflusses der Skalierung auf die Veränderung des räumlichen Musters darstellt. WU (2004) betont zudem, dass die LSM eine konsistentere Skalenbeziehung bei der Veränderung der räumlichen Auflösung ausweisen, als bei der Veränderung der Größe des Untersuchungsgebietes zu erkennen ist. Infolgedessen können Veränderungen der räumlichen Heterogenität, die durch die Veränderung der räumlichen Auflösung hervorgerufen werden, besser hervorgesagt werden, als Veränderungen der räumlichen Heterogenität aufgrund der Veränderung der Größe des Untersuchungsgebietes.

BLASCHKE (1999) weist daraufhin, dass eine Veränderung des landschaftsökologischen Indizes erst bei einem signifikanten Informationsverlust, der durch eine unterschiedliche räumliche Auflösung hervorgerufen wird, entsteht.

2.5 Die Bedeutung des Skalenniveaus für den Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb des Precision Farming

Für den Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb der Präzisionslandwirtschaft bestehen offene Fragen in Bezug auf die Auswertung und Interpretation der Daten und somit bezüglich der Erfas-

sung teilschlagspezifischer Heterogenität. Von wesentlicher Bedeutung ist in diesem Zusammenhang die Frage nach der benötigten räumlichen Auflösung. Das gesamte System der landwirtschaftlichen Produktion lässt sich nicht einer bestimmten räumlichen Skala zuweisen (vgl. Abb. 8). Vielmehr wird dieses System durch eine Vielzahl von Skalen charakterisiert. „*These scales might be viewed as a continuum ranging from individual plants in a field to plant populations, fields, farmsteads and regions*“ (DIXON & MCCANN, 1997: 19). Somit ist die Wahl der räumlichen Skala davon abhängig, welches räumliche Phänomen des landwirtschaftlichen Systems dargestellt werden soll.

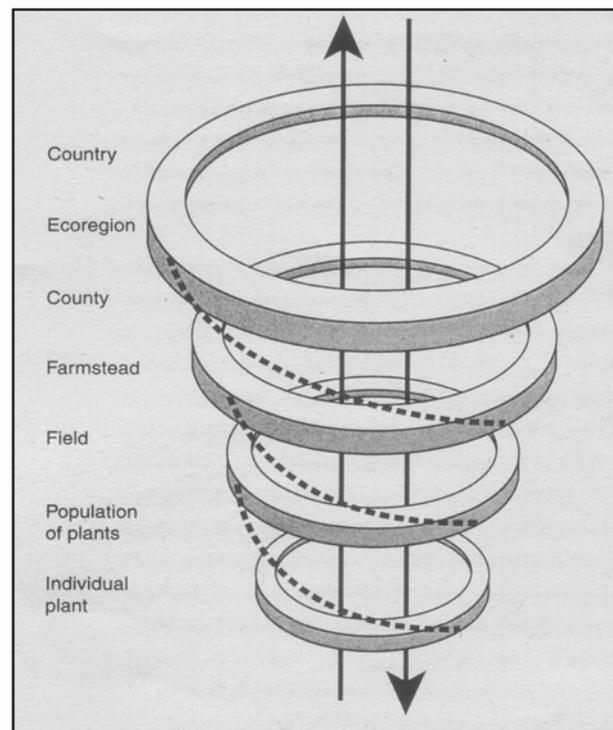


Abbildung 8: Skalenspirale

Quelle. Dixon & McCann, 1997: 19

Für ein „*large-scale agriculture monitoring*“, wie z.B. die Kontrolle über die Anbauart auf bestimmten landwirtschaftlichen Schlägen, muss die räumliche Auflösung eine Unterscheidung einzelner Schläge erlauben. „...*In Western Europe a spatial resolution of about 100 m would normally be sufficient*“ (WILTSHIRE et al., 2002: 9). Für die Erfassung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden reicht eine räumliche Auflösung von 100 m in der Regel nicht aus. Zur Zeit existieren in der wissenschaftlichen Literatur nur wenige Arbeiten, die sich zur benötigten räumlichen Auflösung für die Erfassung von „*Schadpatches*“ in landwirtschaftlichen Schlägen äußern. JACKSON et al. (1986) beschreiben auf der Grundlage empirischer Feldversuche eine räumliche Auflösung von 5 m für die Erfassung von Stressfaktoren in landwirtschaftlichen Flächen als optimal und eine räumliche Auflösung von 20 m als akzeptabel, während SADLER et al. (1998) für den Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb des Precision Farming eine räumliche Auflösung von 10 m bis 100 m und WILTSHIRE et al. (2002) eine räumliche Auflösung von 10 m oder besser fordern. ZABEL & TRUNK

(2003) weisen darauf hin, dass die benötigte räumliche Auflösung innerhalb der teilschlagspezifischen Landwirtschaft von der jeweiligen Fragestellung abhängig ist. Sie fordern für die Erfassung von bodenorientierten Parametern eine räumliche Auflösung von 5 m bis 10 m, für die Applikation von Agrochemikalien eine räumliche Auflösung von 15 m bis 30 m und für die Erfassung von bestandsorientierten Parametern eine räumliche Auflösung von 15 m bis 30 m.

2.6 Wissenschaftliche Innovation der vorliegenden Arbeit

Im Rahmen des Literaturüberblicks wird in diesem Kapitel der „*state of the art*“ zur Diskussion der Nutzung von Fernerkundungsdaten innerhalb des „*Precision Farming*“ dargestellt. Es lässt sich folgende Synthese formulieren: Insgesamt wird in der wissenschaftlichen Diskussion die Bedeutung räumlich hochauflösender Fernerkundungsdaten für die Präzisierung der Landwirtschaft betont. Aus der wissenschaftlichen Auseinandersetzung geht zudem hervor, dass sich multispektrale Fernerkundungsdaten zur Erfassung unterschiedlicher teilschlagspezifischer Heterogenitäten (z.B. für die Erfassung von abiotischen und biotischen Stressfaktoren) eignen. In der aktuellen wissenschaftlichen Auseinandersetzung zur Frage nach der benötigten räumlichen Auflösung gehen die Angaben stark auseinander. Sie liegen zwischen 5 m und 100 m. Außerdem fehlt in diesen Arbeiten der Bezug zur Größe und Ausbreitung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden.

Ebenfalls wird im Rahmen des „*state of the art*“ aus geographischer und landschaftsökologischer Sicht ein Überblick über die wissenschaftliche Entwicklung zur Auseinandersetzung mit Skalenproblemen gegeben. In einer Vielzahl dieser Arbeiten wird die Bedeutung der wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit dem Skalenproblem hervorgehoben. Ferner werden skalenbedingte Veränderungen des Landschaftsmusters analysiert. Diese Studien gehen jedoch nicht über die qualitative Beschreibung des Einflusses der räumlichen Auflösung hinaus. Auf der Grundlage der Literaturobwertung zur Skalenproblematik ergibt sich infolgedessen die Fragestellung, inwieweit landschaftsökologische Methoden über die Beschreibung des Einflusses der räumlichen Auflösung hinaus zur Ableitung von Schwellenwerten eingesetzt werden können, ab denen die Erfassung bestimmter Landschaftsmuster nicht mehr möglich ist.

Für die vorliegende Arbeit stellt sich aus der Verknüpfung der Literaturobwertung zum Thema „*Fernerkundungsdaten und Precision Farming*“ sowie zur „*Skalenproblematik*“ insgesamt die Frage nach der benötigten räumlichen Auflösung für die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden. Ebenfalls existiert in der aktuellen Literatur keine Aussage in Hinblick auf einen konkreten Schwellenwert der räumlichen Auflösung, ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können. Darüber hinaus existieren keine wissenschaftlichen Arbeiten, die den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen

Pflanzenschäden anhand eines kontinuierlichen Datensatzes und anhand eines feinstrukturierten Versuches analysieren.

Resultierend aus dem aktuellen Stand der Forschung ergeben sich die Innovationen der vorliegenden Arbeit wie folgt:

- Durch die Generierung eines „*quasi*“ kontinuierlichen Datensatzes mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 30 m wird eine sehr detaillierte Datengrundlage verwendet.
- Über einen traditionellen Klassifikationsansatz (Maximum Likelihood Klassifikation) wird der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit teilschlagspezifischer Pflanzenschäden zunächst über die Abnahme der Klassifikationsgenauigkeit bewertet.
- Zusätzlich erfolgt über den Vergleich des traditionellen Klassifikationsalgorithmus (Maximum Likelihood Klassifikation) mit einem neueren Klassifikationsansatz (Subpixelklassifikation) eine Bewertung, inwieweit der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit teilschlagspezifischer Pflanzenschäden von der Wahl des Klassifikationsalgorithmus abhängig ist.
- Neben einer qualitativen Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden, erfolgt auf der Grundlage verschiedener Landschaftsstrukturmaße eine quantitative Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung. Infolgedessen kann die benötigte räumliche Auflösung für die untersuchten „*Schadpatches*“ der durchgeführten Versuche im Vergleich zu den vorhandenen Angaben aus der Literatur (5 m bis 100 m) stark eingegrenzt werden.
- Ferner resultiert aus den empirischen Analysen der Landschaftsstrukturmaße eine empirische Ableitung eines Schwellenwerts, für die korrekte Erfassung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden. In der landschaftsökologischen Literatur existieren vielfältige Arbeiten zum Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Landschaftsstrukturmaße selbst. Die Veränderungen der Werte der Landschaftsstrukturmaße werden bislang jedoch nicht zur empirischen Ableitung eines Schwellenwertes eingesetzt.
- Anhand der Diskriminanzanalyse wird der ermittelte Schwellenwert überprüft.
- Abschließend wird, im Gegensatz zur aktuellen Literatur, berücksichtigt, dass der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden von der Größe der „*Schadpatches*“ abhängig ist.
- In der vorliegenden Arbeit wird gezeigt, dass die vorgestellte Methode auf andere landwirtschaftliche Flächen übertragbar ist, und somit ein geeignetes Verfahren zur Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit teilschlagspezifischer Pflanzenschäden für unterschiedliche große „*Schadpatches*“ darstellt.

3. Untersuchungsgebiet und Versuchsbeschreibung

3.1 Untersuchungsgebiet (Winterweizenversuche)

Die dieser Arbeit zugrunde liegenden landwirtschaftlichen Versuche sind Winterweizenversuche, die in den Vegetationsperioden 2002 und 2003 auf den Versuchsgütern „*Dikopshof*“ und „*Klein Altendorf*“ der Universität Bonn angelegt wurden (s. Abb. 9).

Der Versuchsbetrieb Dikopshof befindet sich im südlichen Teil der Köln-Aachener Bucht auf der Mittelterrasse des Rheines in einer Höhe von 62 m über NN. Die humosen, feinsandigen Böden des Betriebes bestehen aus Parabraunerden, die aus umgelagertem Löß entstanden sind. Die Bodenzahlen²⁶ der Ackerflächen liegen bei 77 - 84 Punkten. Der Dikopshof unterliegt maritimen Klimaeinflüssen mit milden Wintern und Sommern (BÖHM 1964). Die Vegetationsperiode beginnt Mitte März und endet Anfang Dezember. Die mittlere jährliche Lufttemperatur liegt bei 9,7 °C, die Jahressumme des Niederschlags bei 630 mm und die mittlere langjährig Sonnenscheindauer bei 1245 Stunden. Das Versuchsgut verfügt insgesamt über 111 ha Ackerfläche, wovon 41 ha für wissenschaftliche Versuche zur Verfügung stehen.

Das Versuchsgut Klein Altendorf befindet sich südlich der Stadt Meckenheim im Rhein-Sieg-Kreis in einer Höhe von 175 m über NN. Das Versuchsgut verfügt vorwiegend über lehmhaltige Böden, die eine Bodenzahl zwischen 85 und 90 im Bereich des Ackerbaus und eine Bodenzahl von 70 im Grünlandbereich aufweisen. Die klimatischen Verhältnisse an diesem Standort sind mit den klimatischen Verhältnisse am Dikopshof vergleichbar. Insgesamt verfügt das Versuchsgut über eine Fläche von 92 ha, von der 89,9 ha (88 ha Ackerland, 1,9 ha Grünland) landwirtschaftlich genutzt werden.

²⁶ Die Bodenzahl beschreibt stellt eine relative Bewertungszahl für die Ertragsleistung eines Bodens dar. Hierbei wird einem bestimmten Nutzungspotential der ertragsreichste Boden (die Schwarzerde in der Umgebung von Magdeburg mit der Bodenzahl 100) gegenübergestellt.

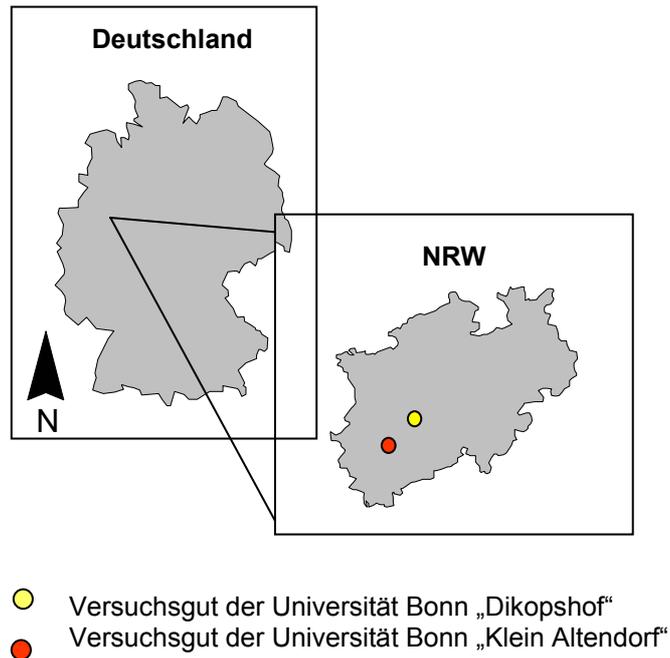


Abbildung 9: Schematischer Überblick über die räumliche Lage der Versuchsgüter „Dikopshof“ und „Klein Altendorf“

Quelle: Eigener Entwurf

3.1.1 Versuchsbeschreibung der Winterweizenversuche

Um unterschiedliche vitale Teilbereiche innerhalb eines landwirtschaftlichen Schlates zu unterscheiden, wurden auf den Versuchsgütern „Dikopshof“ und „Klein Altendorf“ zweifaktorielle Winterweizenversuche angelegt. Der erste Faktor bezieht sich auf die Stickstoffversorgung, da Stickstoff ein essentielles Element für das Pflanzenwachstum und die Vitalität der Pflanzen ist. Während sechs Parzellen mit einer betriebsüblichen Stickstoffmenge versorgt wurden, wurde diese bei den anderen sechs Parzellen reduziert. Der zweite Faktor beinhaltet eine unterschiedliche Behandlung der Parzellen mit Fungiziden. Bei sechs Parzellen wurde eine betriebsübliche Fungizidbehandlung durchgeführt, bei den restlichen sechs Parzellen wurde diese reduziert. Tabelle 2 gibt einen Überblick über die ausgebrachten Mengen der Dünge- und Pflanzenschutzmittel:

Tabelle 2: Übersicht über die ausgebrachten Mengen an Dünge- und Pflanzenschutzmitteln

Stickstoff betriebsüblich	Stickstoff reduziert	Fungizid betriebsüblich	Fungizid reduziert
60 kg / ha Stickstoff (06.03. 2002)	60 kg / ha Stickstoff (06.03. 2002)	0,4 l / ha Modus (06.05.2002)	0 l / ha Modus (06.05.2002)
40kg / ha Stickstoff (15.04. 2002)	0 kg / ha Stickstoff (15.04. 2002)	0,8 l / ha Gladio (04.06.2002)	0 l / ha Gladio (04.06.2002)
60 kg / ha Stickstoff (16.05. 2002)	0 kg / ha Stickstoff (16.05. 2002)	0,2 l / ha Sumicidin (04.06.2002)	0 l / ha Sumicidin (04.06.2002)

Quelle: Eigener Entwurf

Insgesamt ergeben sich hieraus vier unterschiedliche Behandlungsformen:

1. Stickstoffbehandlung betriebsüblich (Nb) / Fungizidbehandlung betriebsüblich (Fb)
2. Stickstoffbehandlung betriebsüblich (Nb) / Fungizidbehandlung reduziert (Fr)
3. Stickstoffbehandlung reduziert (Nr) / Fungizidbehandlung betriebsüblich (Fb)
4. Stickstoffbehandlung reduziert (Nr) / Fungizidbehandlung reduziert (Fr)

Bei der Wahl der Versuchsfläche wurde eine möglichst homogene Fläche in Bezug auf die edaphischen, pedologischen und mikrotopographischen Bedingungen ausgewählt. So wird bei der Auswertung der Fernerkundungsdaten sichergestellt, dass die Unterschiede in der spektralen Reflexion durch die unterschiedliche Stickstoff- und Fungizidbehandlung hervorgerufen werden. Aus Gründen der Vergleichbarkeit wurde bei den Versuchen am „*Dikopshof*“ eine einheitliche Aussaatstärke von 330 Körner / m² im gesamten Versuchsschlag eingehalten. Im Gegensatz dazu nimmt der Winterweizenversuch in „*Klein Altendorf*“ (2003) in Bezug auf die Aussaatstärke eine besondere Stellung ein. Dort wurde eine unterschiedliche Aussaatstärke als zusätzlicher variabler Faktor berücksichtigt (s. u.).

Im Versuchsjahr 2002 wurde der Weizenversuch auf Schlag 6 des „*Dikopshofs*“ angelegt (vgl. Abb. 10). Dieser Schlag umfasste insgesamt eine Fläche von 5,22 ha, die in zwölf Parzellen mit je einer Größe von 44,85 x 45 m aufgeteilt wurde. Aufgrund der vier unterschiedlichen Behandlungen mit Fungiziden und Stickstoff ergaben sich für jede Behandlungsform drei Wiederholungen.

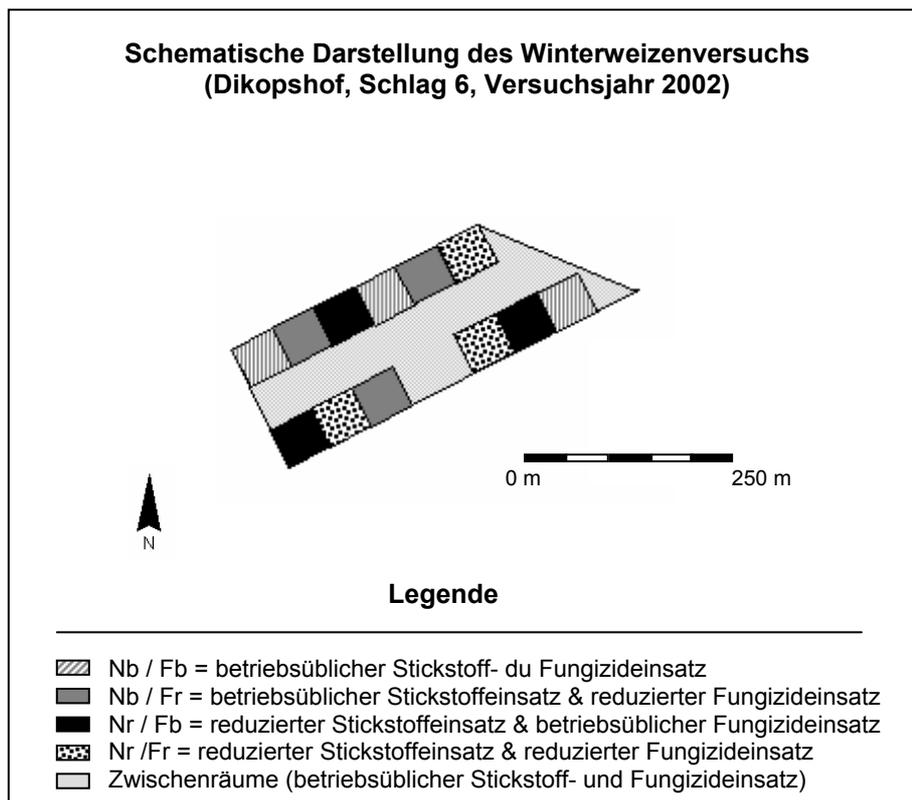


Abbildung 10: Darstellung des Winterweizenversuchs der Vegetationsperiode 2002 – Dikopshof -
Quelle: Eigener Entwurf

Im Versuchsjahr 2003 wurde dieser Versuch auf dem „*Dikopshof*“ wiederholt. Aus Platzgründen und aufgrund der Restriktion den Versuch nur auf einer Fläche mit edaphisch, pedologisch und mikrotopographisch einheitliche Bedingungen anzulegen, fiel die Größe der Parzellen mit 30 m x 30 m etwas geringer aus.

Zusätzlich wurde im Versuchsjahr 2003 ein Winterweizenversuch auf dem Versuchsgut „*Klein Altendorf*“ angelegt. Bei diesem Versuch handelte es sich ebenfalls um einen zweifaktoriellen Versuch, bei dem die beiden Faktoren Fungizid- und Stickstoffapplikation verändert wurden (s.o.). Zusätzlich wurde ein Saatstärkenversuch, mit drei unterschiedlichen Saatstärken (150 Körner / m², 300 Körner / m² und 450 Körner / m²) integriert²⁷.

²⁷ Der Einfluss der unterschiedlichen Saatstärken wurde in erster Linie in einem weiteren Projekt des Graduiertenkollegs 722 von Herrn Jan Jacobi untersucht.

3.1.2 Überprüfung der Wirksamkeit der pflanzenbaulichen Maßnahmen

Für die Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlag-spezifischen Pflanzenschäden ist es von entscheidender Bedeutung, dass Schäden im Laufe der Vegetationsperiode auftreten. Infolgedessen sollten aus den vier unterschiedlichen Behandlungsstufen folgende vier Vitalitätsstufen resultieren:

1. Weizen gesund / ohne Nährstoffmangel
2. Weizen krank / ohne Nährstoffmangel
3. Weizen gesund / mit Nährstoffmangel
4. Weizen krank / mit Nährstoffmangel

Zur Überprüfung der Wirksamkeit der pflanzenbaulichen Maßnahmen, wurden in den Versuchsjahren 2002 und 2003 während der Monate April bis Juli Felderhebungen am Boden durchgeführt. Damit die zeitlich wiederholten Erhebungen immer an derselben Stelle durchgeführt werden konnten, wurden in jeder Parzelle so genannte Boniturstellen markiert. Die Anzahl der Boniturstellen richtete sich nach der Parzellengröße und schwankte zwischen 8 und 12 Punkten. Im Versuchsjahr 2002 wurde der Feldaufgang²⁸, der Chlorophyllgehalt der Blätter und die Befallsstärke mit unterschiedlichen Krankheitserregern erfasst. Im Versuchsjahr 2003 wurden zusätzlich die beiden Parameter Biomasse und Bestandshöhe erhoben. Die erhobenen „*Ground Truth Daten*“ wurden in ein GIS (Arc View, Version 3.3) eingegeben, georeferenziert und die erhobenen Punktdaten in die Fläche interpoliert.

Vergleicht man die erhobenen Felddaten des Winterweizenversuchs des Versuchsjahres 2002 des „*Dikopshof*“ mit dem Versuchsaufbau, so spiegelt sich der Versuchsaufbau in sämtlichen „*Ground Truth Daten*“ wider. Bereits zu Beginn der Wachstumsperiode spiegeln sich die unterschiedlichen Düngungsintensitäten im Feldaufgang wider, da der Feldaufgang mit den Düngungsintensitäten variiert. Besonders geringe Feldaufgänge finden sich in den Parzellen, bei denen die Stickstoffmenge reduziert wurde (vgl. Abb. 11).

Stickstoff ist ein essentielles Element des Pflanzenwachstums. Bei einem Mangel an Stickstoff verändert sich die Blattfarbe von einem dunklen zu einem hellen Grün bzw. einem Gelbgrün. Aufgrund der engen Korrelation zwischen der Stickstoffversorgung und der Chlorophyllkonzentration in den Pflanzen, bietet sich zur Abschätzung der Stickstoffversorgung die Messung des Chlorophyllgehalts der Blätter, mittels eines Chlorophyll-Meters, an. Bei dem eingesetzten Chlorophyll-Meter handelte es sich um das „*hand-held Chlorophyll-Meter*“ SPAD-502 (Specialty Products Agriculture Division) der Firma Minolta Corporation. Dieses Gerät arbeitet mit zwei lichtemittierenden Dioden in einem Wellenlängenbereich von 650 nm und 940 nm. „*The chlorophyll*

²⁸ Unter dem Begriff „Feldaufgang“ werden die aufgelaufenen Pflanzen im Verhältnis zur Aussaat verstanden.

content is computed in a nondestructive mode using ratio of transmittance affected by leaf chlorophyll level at 650 nm and light transmittance at 940 nm. The 940 nm wavelength is used for normalization as it remains unaffected by chlorophyll levels but is influenced by leaf thickness” (AHMAD et al., 1999: 2). Allgemein gilt: Je höher der dimensionslose SPAD-Wert ist, umso höher ist der Chlorophyllgehalt der Blätter und damit die Versorgung mit Stickstoff (ADAMSEN et al. 1999). Infolgedessen wurde die Wirksamkeit der reduzierten Stickstoffgaben in jeder Parzelle an den Boniturstellen mit dem SPAD-Meter überprüft. Wie in Abbildung 12 exemplarisch dargestellt, stimmen die Ergebnisse der SPAD-Messungen mit der Versuchsanlage des Winterweizenversuchs des Versuchsjahres 2002 überein. Aus der Reduzierung der Stickstoffmenge resultieren geringere SPAD-Werte.

Die Auswirkungen der unterschiedlichen Fungizidbehandlungen wurden ab der Schossphase des Weizens durch regelmäßige Krankheitsbonituren überprüft. Für die Bonitur wurden die Pflanzen in drei Blatt-Etagen (untere, mittlere und obere Etage) unterteilt und der Befallsumfang für jede Pflanzenetage in einem Prozentwert geschätzt. Da die Schätzung der prozentual befallenen Blattfläche stark vom subjektiven Empfinden abhängig ist, wurde darauf geachtet, dass die Parzellen immer von der gleichen Person bonitiert wurden. Zusätzlich wurde als Boniturstelle die EPPO-Richtlinie (BIOLOGISCHE BUNDESANSTALT 2000) für die Schätzung der befallenen Blattfläche herangezogen. Die im Versuchsjahr 2002 erhobene „Ground Truth“ Daten der Krankheitsbonituren bestätigen, dass die unterschiedlichen Behandlungen mit Fungiziden zu einem räumlich differenzierten Auftreten von Pflanzenkrankheiten führte. Blattkrankheiten treten vor allem in den Parzellen auf, in denen die Fungizidmenge reduziert wurde. Insgesamt traten im Feldversuch drei Blattkrankheiten auf (vgl. Abb. 11):

1. *Erysiphe graminis* (Echter Mehltau)

Das Krankheitsbild des Echten Mehltaus zeichnet sich durch weiße, an der Blattoberfläche sitzende Pusteln, aus. Das Auftreten und die Ausbreitung von *Erysiphe graminis* wird durch hohe Luftfeuchtigkeiten und Temperaturen über 20°C gefördert. Die Ausbreitung des Erregers kann durch zusätzliche Windturbulenzen verstärkt werden, so dass er sich explosionsartig vermehren kann (HABERMEYER & GERHARD 1997). Ein Befall mit *Erysiphe graminis* führt zu einer Verringerung der Photosyntheserate und somit zu einem Verlust an assimilationsfähiger Blattfläche. Hieraus resultiert eine erhöhte Fixierung des assimilierten Kohlenstoffs und somit eine Reduktion der Translokation in die Körner. Abhängig von der Stärke des Befalls kann der Ertragsverlust bis zu 30 % betragen (HABERMEYER & GERHARD 1997).

2. *Puccinia recondita* (Braunrost)

Bei *Puccinia recondita* handelt es sich um eine weit verbreitete Pilzkrankheit im Getreide, die im Weizen epidemisch auftreten kann und somit zu sehr hohen Ertragsverlusten führt. Der Befall von *Puccinia recondita* ist durch rötlich bis bräunliche Rostpusteln an der Blatt-

oberseite gekennzeichnet. Durch das Eindringen des Pilzes wird das Blattgewebe zerstört, was zu einem Rückgang der Assimilationsfläche führt. *Puccinia recondita* tritt vor allem bei warmen klimatischen Bedingungen auf. Die idealen Vermehrungsvoraussetzungen für *Puccinia recondita* werden durch warme Sommertage mit 20 bis 26 °C und warmen Nächten mit Taubildung oder Regen bestimmt (HOFFMANN et al. 1994).

3. *Septoria tritici* (Septoria Blattdürre)

Das Krankheitsbild von *Septoria tritici* ist durch hellgrüne bis braune, unregelmäßige Läsionen charakterisiert. Die Ausbreitung der ersten Läsionen erfolgt ausgehend von der unteren Blattetage zu Vegetationsbeginn mit steigenden Temperaturen. Die Ausbreitung der Läsionen führt ebenfalls zu einem Rückgang der assimilationsfähigen Blattfläche und infolgedessen zu einem Rückgang der Photosyntheseleistung (HABERMEYER & GERHARD 1997). Für die Infektion der Kulturpflanzen mit *Septoria tritici* sind Niederschlagsereignisse notwendig, da die Pykno-sporen durch Regen verbreitet werden. Zudem ist eine Infektion an eine zweitägige Blattnässe gebunden, weshalb sie durch Luftfeuchtigkeiten von über 90 % begünstigt wird (HESS & SHANER 1987).

a) *Erysiphe graminis*



b) *Puccinia recondita*



c) *Septoria tritici*



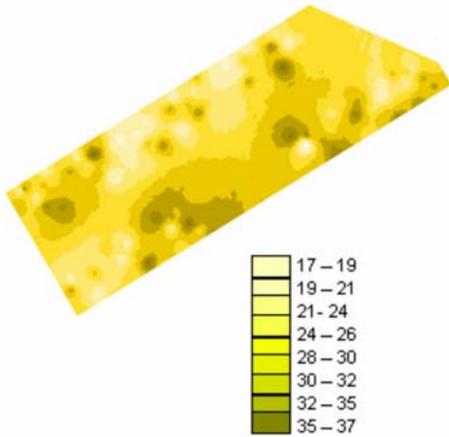
Abbildung 11: Darstellung der vorgestellten Blatkrankheiten

Quelle: <http://www.syngenta.de>

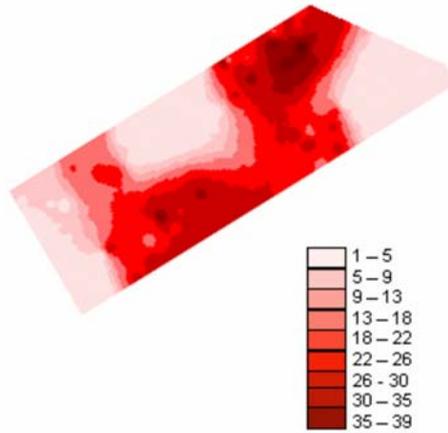
Der Zusammenhang zwischen der Befallsstärke und dem Versuchsaufbau ist in Abbildung 12 exemplarisch für die Befallsstärke der Blatkrankheit „*Septoria*“ für die untere Blattetage dargestellt.

**Ergebnisse der Felderhebungen im Vergleich (Erhebungsdatum: 05.04.2002*¹
und 16.06.2002 *²)**

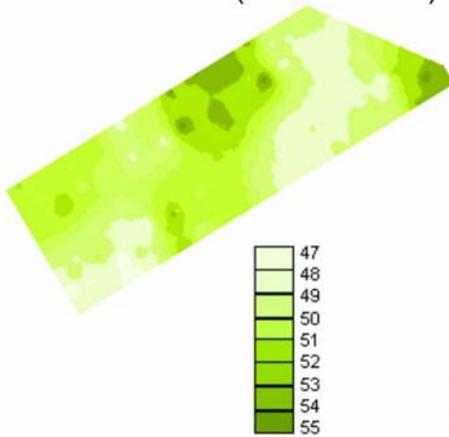
Feldaufgang
(Pflanze pro Meter)



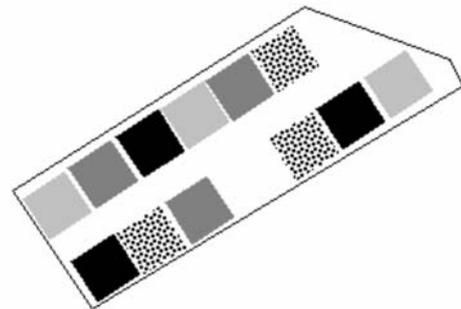
Befallsstärke *Septoria tritici* in %
(untere Blattetage)



SPAD- Werte (dimensionslos)



Versuchsaufbau



- Nb/Fb = Betriebsüblicher Stickstoff- und Fungizideinsatz
- Nb/Fr = Betriebsüblicher Stickstoff- und reduzierter Fungizideinsatz
- Nr/Fb = Reduzierter Stickstoff- und betriebsüblicher Fungizideinsatz
- ▨ Nr/Fr = Reduzierter Stickstoff- und reduzierter Fungizideinsatz

*1 = Erhebung des Feldaufgangs

*2 = Krankheitsbonitur & SPAD-Messung



Abbildung 12: Darstellung der Felderhebungen

Quelle: Eigener Entwurf

Im Gegensatz zum Versuchsjahr 2002 zeigen die Auswertungen der Felderhebungen des Versuchsjahres 2003, dass sich die pflanzenbaulichen Maßnahmen nicht zufrieden stellend in den Parzellen widerspiegeln. Zwar lassen sich aus den SPAD-Werten Unterschiede im Chlorophyllgehalt aufgrund der unterschiedlichen Stickstoffgabe erkennen, jedoch wirkt sich die unterschiedliche Fungizidbehandlung aufgrund der heißen und trockenen Witterung 2003 nur sehr schwach aus. Infolgedessen traten Blattkrankheiten im Versuchsjahr 2003 sehr spät und nur in geringer Intensität auf.

Um für die Bewertung der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden beide Stressfaktoren (Nährstoffmangel und Pilzbefall) mit in die Analyse einzu beziehen, wurde die Daten des Versuchsjahrs 2002 als Grundlage ausgewählt.

3.2 Weitere Versuchsflächen zur Überprüfung der Übertragbarkeit der entwickelten Methode

Vor dem Hintergrund der Frage der Übertragbarkeit der empirischen Methode zur Schwellenwertableitung wurden zusätzlich zwei Zuckerrübenflächen mit in die Analyse einbezogen. Bei den Zuckerrübenflächen handelt es sich nicht um Versuchsflächen, sondern um Praxis schläge, in denen eine räumliche Heterogenität der Vitalität der angebauten Pflanzen festgestellt wurde. Aus dieser Tatsache unterscheidet sich das räumliche Muster der Zuckerrübenschläge grundlegend vom räumlichen Muster der Weizenfläche. Im Gegensatz zur Weizenfläche, in der die einzelnen Vitalitätsstufen durch die Versuchsanlage und somit die Anordnung der Parzellen vorbestimmt war, treten die Schäden in den Praxis schlägen unregelmäßiger auf. Infolgedessen stellt sich die Frage, inwieweit der Schwellenwert der räumlichen Auflösung ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können, durch das räumliche Muster der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden beeinflusst wird.

Die beiden Zuckerrübenflächen befinden sich räumlich nördlich der Gemeinde Rommerskirchen. Bei der Testfläche handelt es sich um Zuckerrübenflächen mit einer Größe von 8,45 ha bzw. 16,31 ha. Die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden in den beiden Zuckerrübenflächen sind auf einen unterschiedlich starken Nematodenbefall mit der Zuckerrübennematode „*Heterodera schachtii*“ zurückzuführen. Die Zuckerrübennematode „*Heterodera schachtii*“ ist ein sedimentärer Endoparasit, ein im Boden lebender Fadenwurm. Dieser parasitiert an den Zuckerrübenwurzeln und tritt in ortsfesten Nestern auf. Äußerlich tritt der Nematodenbefall in einem Zuckerrübenfeld durch das nesterweise Welken der Zuckerrüben in Erscheinung. Zudem bleiben stark befallene Pflanzen in ihrer Entwicklung stark zurück, sie sind kleiner als nicht befallene Pflanzen und ihre Blätter weisen eine hellere Grünfärbung auf. Die Wurzeln der befallenen Zuckerrüben sind stark zurückgeblieben und weisen einen Wurzelbart durch Nebenwurzelbildung auf.



Abbildung 13: Nesterweises Welken mit „*Heterodera schachtii*“ befallener Zuckerrüben

Quelle: http://www.bodenoekosysteme.uni-bonn.de/Lehrgartentafel-H_schachtii.pdf

Die Zuckerrüben nematoden treten in beiden Flächen in Form von Nematodennestern auf, woraus sich eine hohe räumliche Variabilität des Vitalitätszustandes der Zuckerrüben ergibt. In den stark befallenen Teilbereichen der Zuckerrübenfelder schwankt die Anzahl der Eier und Larven zwischen 2148 und 5247 Eier und Larven pro 100 ml Boden, wohingegen in den Bereichen, in denen visuell keine Schädigung der Zuckerrüben festgestellt werden konnte, 25 Eier und Larven pro 100 ml Boden ermittelt wurden.

Zur Erfassung und zur Dokumentation des Nematodenvorkommens innerhalb der beiden landwirtschaftlichen Schläge wurden Bodenproben von der Firma „*Pfeifer und Langer*“ und dem Landwirtschaftlichen Informationsdienst Zuckerrübe (LIZ) in Elsdorf entnommen und die enthaltenen Eier und Larven pro 100 ml Boden bestimmt.

4. Eingesetzte Software und Datenmaterial

4.1 Eingesetzte Software

Die digitale Bildverarbeitung und die Auswertung der Bilddaten wurde mit den Softwareprogrammen ERDAS/IMAGINE (Version 8.6) und ENVI / IDL (Version 3.6) realisiert. Für die Durchführung der Subpixelklassifikation wurde ein Zusatztool unter ERDAS / IMAGINE (Version 8.6), der AAI (Applied Analysis Inc.) Subpixel Classifier, verwendet. Im Programm ARC/View (Version 3.3) wurden die „*Ground Truth Daten*“ verwaltet und georeferenziert. Die Berechnung der LSM erfolgte mit dem Programm FRAGSTATS (Version 2.0). Da die Ausgabe der Indizes in Form von Textdateien erfolgt, wurden die Strukturmaße im Anschluss zur Auswertung und Darstellung in MS EXCEL überführt. Die statistischen Berechnungen wurden mit SPSS (Version 12.0) durchgeführt.

4.2 Datenmaterial

4.2.1 Fernerkundungsdaten

Die Datengrundlage der vorliegenden Arbeit bildet eine QuickBird-2 Szene und ein Color Infrarot (CIR) Luftbild. Die QuickBird-2 Szene bildet den Versuchsbetrieb „*Dikopshof*“ ab und wurde am 25.06.2002 aufgenommen. Der QuickBird-2 Satellit wurde als Erderkundungssatellit von der Firma „*Earth Watch*“ entwickelt und am 18. 10. 2001 in Kalifornien gestartet. In der QuickBird-Kamera sind 6 „*Charge Coupled Devises*“ (CCD' s) enthalten, die nach geometrischer Korrektur als eine geometrisch fehlerfreie Bildzeile mit 27552 Pixeln ausgegeben wird. Die Sensorspezifikationen von QuickBird-2 sind in Tabelle 3 zusammenfassend dargestellt.

Tabelle 3: Technische Daten von QuickBird- 2

Sensor	QuickBird-2
Inklination	98 Grad
Orbit Typ	sonnensynchron
Orbit Zeit	98 Minuten
Zeitliche Auflösung	3,5 Tage
Geometrische Auflösung	panchromatisch 0,6 m (Nadir) und 0,73 m (30° Bereich) multispektral 2,4 m (Nadir) und 2,9 m (30° Bereich)
Spektrale Auflösung	panchromatisch : 450 nm – 900 nm multispektral: Blau: 450 nm – 520 nm Grün: 520 nm – 600 nm Rot: 630 nm – 690 nm NIR: 760 nm – 900 nm
Radiometrische Auflösung	16 Bit
Aufnahmebreite	16 km

Quelle: Eigene Zusammenstellung, nach Digital Globe (www.digitalglobe.com)

Aufgrund der Abweichung der Aufnahmegeometrie für das Untersuchungsgebiet Dikopshof um 24° vom Nadir betrug die räumliche Auflösung des panchromatischen Bilds 0,7 m und die räumliche Auflösung des multispektralen Bilds 2,8 m.

Zur Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung stand zusätzlich zu der Satellitenbildszene ein CIR-Luftbild zur Verfügung. Dieses Luftbild wurde vom Landwirtschaftlichen Informationsdienst Zuckerrübe (LIZ) und der Firma Pfeifer & Langen in Elsdorf zur Verfügung gestellt. Der Aufnahmezeitpunkt des Luftbildes war der 15.08.2001. Im Bild ist das Umland der Gemeinde Rommerskirchen abgebildet. Die technischen Daten der CIR-Luftbilder lassen sich wie folgt zusammenfassen:

Tabelle 4: Technische Daten der CIR Luftbilder (Pfeifer & Langen)

Sensor	CCD Kamera
Aufnahmehöhe	3000 m über Grund
Zeitliche Auflösung	Variable
Geometrische Auflösung	0,7 m
Spektrale Auflösung	Grün: 510 – 600 nm Rot: 630 – 690 nm NIR: 760 – 900 nm
Radiometrische Auflösung	8 Bit

Quelle: Eigene Zusammenstellung

4.2.2 Zusätzliche Daten

Spektroradiometermessungen

Zusätzliche Referenzdaten sind für die Auswertung und Interpretation von Fernerkundungsdaten unerlässlich. Als Referenzdaten wurden während der Versuchsjahre 2002 und 2003 Geländespektren sowohl zur Validierung der absoluten radiometrischen Korrektur der QuickBird-2 Daten (vgl. Kap. 5) als auch zur Bewertung der Güte der Bildendmember (vgl. Kap. 9) erhoben.

Die Messungen wurden mit dem „*Hand-held-Spectroradiometer*“ FieldSpec Pro der Firma „*Analytical Spectral Devices (ASD)*“ durchgeführt. Bei diesem Gerät handelt es sich um ein nicht abbildendes Spektroradiometer. Der Aufnahmebereich des Spektroradiometer deckt den Wellenlängenbereich zwischen 350 nm und 1050 nm ab. Im Gegensatz zu abbildenden Fernerkundungssensoren, wird mit dem nicht abbildenden Spektroradiometer nur ein Ausschnitt der Oberfläche punkthaft erfasst. Der Öffnungswinkel des Sichtfeldes der mitgelieferten Optik beträgt 18°. Die Öffnung des Sichtfeldes befindet sich am Ende eines Fiberglaskabels, welches zur leichtern Handhabung in einen Pistolengriff eingebettet ist. Über das Fiberglaskabel wird die Strahlung an die Detektoren weitergeleitet. Die Bedienung des Gerätes erfolgt über ein Notebook, das über eine Parallelschnittstelle an das Spektrometer angeschlossen werden kann. In der Tabelle 5 sind die Standardspezifikationen des ASD FieldSpec Pro zusammenfassend dargestellt.

Tabelle 5: Standardspezifikationen des FieldSpec Pro

Standardspezifikationen des FieldSpec Pro	Non Imaging Spectroradiometer
Wellenlängenbereich	350 - 1050 nm
Spektrale Auflösung	3 nm @ 700 nm
Abtastintervall	1,4 nm
Integrationszeit	2 n X 17ms for n = 0, 1, ..., 15
Genauigkeit	+/- 1 nm

Quelle: Analytical Spectral Devises; http://www.asdi.com/products_specifications-FSP.asp

Im Mittelpunkt der Untersuchung stand die Unterscheidung der vier unterschiedlichen Vitalitätsstufen des Weizenversuchs (vgl. Kap. 3). Demzufolge wurden für die vier unterschiedlichen Vitalitätsstufen charakteristische Spektren erhoben werden. Bei der Verteilung der Messpunkte wurde die Tatsache der punktuellen Datenerhebung berücksichtigt. Infolgedessen konnte die Variabilität der gesamten Untersuchungsfläche nur in einem eingeschränkten Maße erfasst werden, da eine flächenhafte Erhebung der Testfläche nicht möglich war. Aufgrund der homogenen Böden der Versuchsflächen erwies sich auch hier eine zufällige Verteilung der Erhebungspunkte als am besten geeignet (vgl. Kap. 3). Insgesamt wurden die zufällig verteilten Boniturpunkte als Erhebungspunkte genutzt. Um aussagekräftige Spektren zu erfassen, wurde folgende Restriktionen eingehalten, die

den Herstellerempfehlungen des ASD Field Spec für Messungen im Freiland entsprechen (ASD 1994, SALISBURY 1998).

- Vor jeder Messkampagne wurde eine Aufwärmzeit des Spektroradiometers von einer Stunde eingehalten.
- Vor der ersten Messung sowie nach jedem Standortwechsel wurde zur Kalibrierung des Spektrometers ein Weißabgleich durchgeführt. Ziel der Kalibrierung war es, den Einfluss der veränderten Einstrahlungsbedingungen möglichst gering zu halten. Der Weißabgleich ist eine technische Methode, um den Sensor an die vorherrschenden Lichtverhältnisse anzupassen. Diese Kalibrierung kann mit der Adaption des menschlichen Auges bei wechselnden Lichtverhältnissen verglichen werden, bei der die Empfindlichkeit der farbsensitiven Zellen in der Netzhaut angepasst werden.
- Um die gemessenen Werte untereinander vergleichen zu können, ist es von grundlegender Bedeutung, dass sich die Einstrahlung und die Bestrahlungsstärke zwischen der ersten und der letzten Messung nicht verändert. Daher wurden die Messungen nur bei Strahlungswetterlagen²⁹ durchgeführt. Zudem wurden die Messungen immer in einem Zeitraum von 2½ Stunden vor bis 2½ Stunden nach dem Sonnenhöchststand durchgeführt, da die geringsten Einstrahlungsveränderungen um den mittäglichen Sonnenhöchststand auftreten.
- Um Veränderungen des Messsignals durch eine veränderte Orientierung der Messoptik zu minimieren, sollte die Aufnahmegeometrie über den Aufnahmezeitraum konstant sein (SALISBURY 1998). Deshalb wurden die Messungen stets in Nadirposition durchgeführt. Ferner wurde ein Abstand von 40 cm zwischen Messfühler und dem Weizenbestand eingehalten.
- Bei Feldmessungen muss dennoch berücksichtigt werden, dass es während der Messung z.B. durch äußere Einflüsse, wie z.B. Wind, zu Änderungen der Bestandsgeometrie der aufzunehmenden Oberfläche kommt. Diese Änderung der Bestandsgeometrie kann eine Auswirkung auf die spektralen Reflexionsfaktoren haben. Um diese Auswirkungen zu minimieren, wurden die Messungen im Intervallmodus durchgeführt, d.h. an einem Erhebungspunkt wurden Parallelmessungen (P_1 bis P_n) im Zeitintervall Δt_n durchgeführt. Für die einzelnen Parallelmessungen wurde folgende Konfiguration eingehalten:

Integrationszeit: $\Delta t_n = 0,1s$

Wiederholung: $n = 40$ (nach SALISBURY 1998)

Trotz der Einhaltung der oben beschriebenen Restriktionen wiesen die spektoradiometrischen Messwerte Fehler in Form von Ausreißern auf. In Abbildung 14 ist, als Beispiel für dieses Problem, die spektrale Signatur eines gesunden Weizenbestandes dargestellt:

²⁹ Ein Strahlungswetterlage zeichnet sich durch geringe bis keine Bewölkung, eine horizontale Sichtweite von mindestens 25 km und damit eine weitgehend ungehinderte Einstrahlung aus (ERASMI 2002).

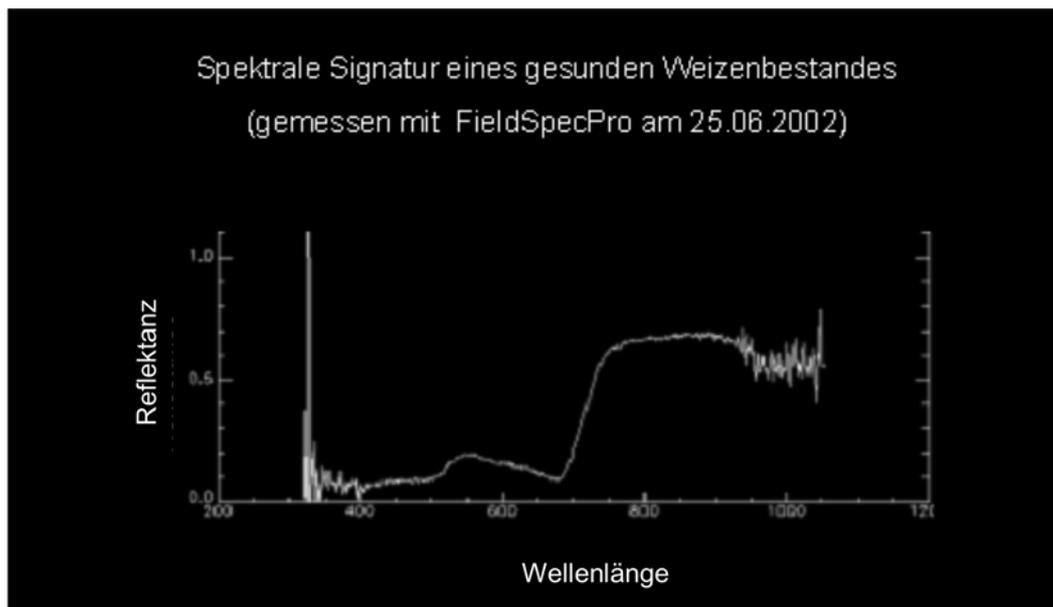


Abbildung 14: Spektrale Signatur eines gesunden Weizenbestandes (gemessen mit FieldSpec Pro)
Quelle: Eigener Entwurf

Vor allem im Blauen und Nahen-Infrarot des Spektralbereichs treten deutliche Artefakte auf. Diese lassen sich im Blauen Spektralbereich vor allem durch ein sensorbedingtes Rauschen erklären. Um die erhobenen Spektren als Referenz verwenden zu können, wurden die Daten der erhobenen Referenzspektren aufbereitet und bereinigt. Durchgeführt wurde diese Bereinigung der Daten mit einem Tool³⁰, das am Geographischen Institut der Universität Bonn mit dem Softwareprogramm IDL entwickelt wurde. Dieses Tool bietet die Möglichkeit die Ausreißer über die Definition von Maximum- und Minimumwerten für bestimmte Wellenlängenbereiche zu eliminieren und die spektrale Kurve mit einem gleitenden Mittel zu glätten. Die Festlegung der Minimum- und Maximumwerte für die Wellenlängen in denen Ausreißer auftraten, stützt sich auf die in der Literatur beschriebenen typischen Verläufe der spektralen Reflexion für Vegetation unterschiedlicher Vitalität (GEBHARDT 1987, HILDEBRANDT 1996). Die besten Ergebnisse wurden über die Wahl eines gleitenden Mittels in einer 3er Umgebung erzielt. In Abbildung 15 ist die spektrale Signatur aus Abbildung 14 nach der Eliminierung der Ausreißer und der Glättung der Kurve mittels eines gleitenden Mittels dargestellt.

³⁰ Entwickelt von Dr. Hans-Peter Thamm, 2003

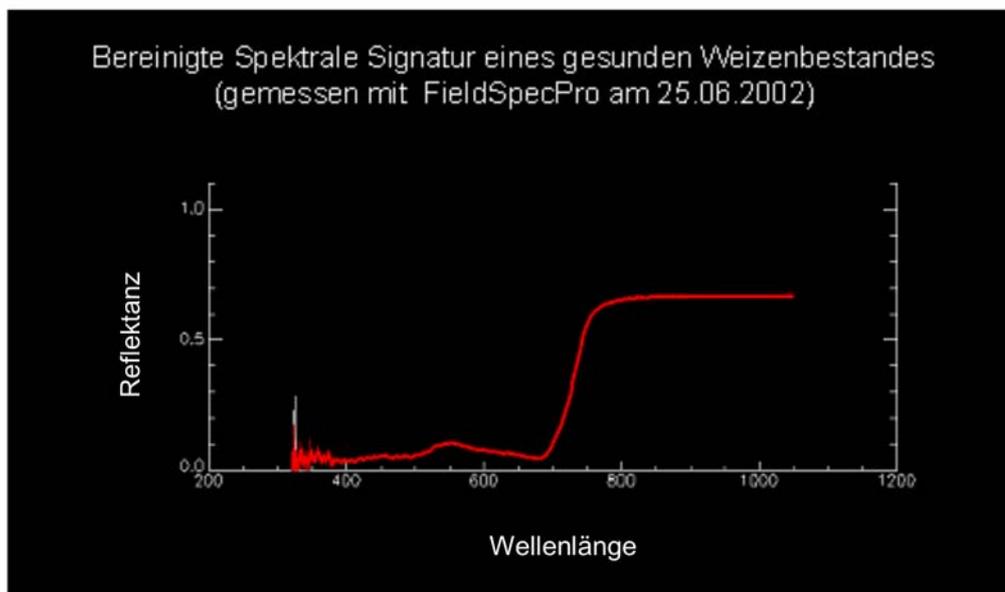


Abbildung 15: Spektrale Signatur eines gesunden Weizenbestandes nach der Aufbereitung (gemessen mit FieldSpec Pro)

Quelle: Eigener Entwurf

Nach der Eliminierung der Ausreißer und dem Glätten der Kurven wurde, für jede der vier unterschiedlichen Vitalitätsstufen des Weizenversuchs, ein charakteristisches mittleres Referenzspektrum berechnet. Hierzu wurden alle aufbereiteten Referenzspektren der jeweiligen Vitalitätsstufe über ein arithmetisches Mittel gemittelt. Um die Referenzspektren mit den QuickBird-2 Daten vergleichen zu können, wurden die vier gemittelten Referenzspektren auf die Wellenlängen von QuickBird-2 interpoliert. Durch die Mittelwertbildung einer großen Anzahl der hyperspektral aufgezeichneten Kanäle für die Erzeugung der 60 nm bis 140 nm breiten Spektralkanäle von QuickBird-2, ergibt sich nochmals eine Verbesserung des Signal-Rausch-Verhältnisses.

Weitere Referenzdaten

Für die Qualitätsüberprüfung der Georeferenzierung und die Durchführung der Klassifikation wurden verschiedenen „*Ground Truth Daten*“ (vgl. Kap. 3) benötigt. Tabelle 6 gibt einen Überblick über die verwendeten Referenzdaten und ihre Anwendungsbereiche:

Tabelle 6: Überblick über die verwendeten Referenzdaten

Referenzdaten	Anwendungsbereich
Digitale Bilder am Boden	Dokumentation der Verhältnisse am Boden
Krankheitsbonitur vom 16.06.2002	Trainingsgebietssuche / Verifizierung der Klassifikationsergebnisse
SPAD-Meter Erhebungen am 16.06.2002	Trainingsgebietssuche / Verifizierung der Klassifikationsergebnisse
Spektroradiometermessungen vom 25.06.2002	Validierung der atmosphärischen Korrektur & Ableitung von Referenzendmembern
Ergebnis der Bodenprobenanalyse (Eier / Larven)	Trainingsgebietssuche / Verifizierung der Klassifikationsergebnisse
GPS Messungen	Georeferenzierung
Topographische Karte 1: 25000 (5107), „Brühl“	Georeferenzierung
Topographische Karte 1: 25000 (4906) „Pullheim“	Georeferenzierung

Quelle: Eigener Entwurf

5. Aufbereitung der Fernerkundungsdaten

Vor der eigentlichen Auswertung von Fernerkundungsdaten muss ein geometrisches und radiometrisches „*Preprocessing*“ durchgeführt werden, da die Bilddaten systematische und unsystematische Störungen bzw. Verzerrungen enthalten können. Diese Störungen können sowohl die Geometrie des aufgezeichneten Bildes als auch die Intensität und die Verteilung der Grauwerte betreffen (JENSEN 1996, RICHARDS & JIA 1999). Das Ziel des „*Preprocessing*“ besteht in der Zuordnung der Fernerkundungsdaten zu einem einheitlichen Koordinatensystem und der Korrektur der sensorbedingten sowie atmosphärischen Einflüsse.

5.1 Geometrische Korrektur

Für einen Vergleich von Fernerkundungsdaten mit anderen Informationsquellen (wie z.B. mit den durch Felderhebungen gewonnenen „*Ground Truth Daten*“ und zur Schaffung einer einheitlichen und homogenen Datengrundlage, müssen alle Daten in Bezug auf den geometrischen Fehler korrigiert und an ein einheitliches Koordinatensystem (z.B. Gauß-Krüger) angepasst werden. Die geometrischen Fehler der digitalen Rohdaten ergeben sich durch Aufnahmeverfahren und Aufnahmesysteme, durch Höhen- oder Geschwindigkeitsschwankungen des Satelliten bzw. Flugzeugs, durch die Erdrotation sowie durch das Relief (JENSEN 1996, SCHOWENGERDT 1997, LILLESAND & KIEFER 2000).

Die systematischen Fehler werden für die QuickBird-2 Szene bereits vom Vertreiber behoben, bevor sie an den Endnutzer weitergegeben werden. Bei der verwendeten QuickBird-2 Szene handelt es sich um eine Szenen des „*Standard Imagery Products Level 2A*“, d.h. die Daten wurden vor der Lieferung einer relativen radiometrischen Korrektur unterzogen, sie sind geometrisch korrigiert und an das UTM Koordinatensystem angepasst. Die Genauigkeit der geometrischen Korrektur liegt bei einer Abweichung von < 14 m. Die vollständige Beschreibung der Datenaufzeichnung der QuickBird-2 Daten bis zum vertriebsfertigen Projekt ist im PRODUCT GUIDE von DIGITAL GLOBE (2004) beschrieben. Da die QuickBird-2 Daten bereits georeferenziert vorlagen, wurde die Genauigkeit der Georeferenzierung mit den im Feld gemessenen GPS Punkten überprüft. Der durchschnittliche RMS-Fehler (Route Mean Square Error) liegt bei 0,76 und folglich im Subpixelbereich. Infolgedessen wurde die bestehende Georeferenzierung als sehr gut bewertet. Zusätzlich wurden die QuickBird-2 Daten in das Gauß-Krüger-Koordinatensystem (Bessel Ellipsoid, Potsdam) transformiert.

Die CIR- Luftbilder lagen ebenfalls geometrisch korrigiert und an das Gauß-Krüger-Koordinatensystem (Bessel Ellipsoid, Potsdam) angepasst, vor. Für die CIR-Luftbilder fehlten

jedoch Angaben bezüglich der Genauigkeit der geometrischen Korrektur. Zur Überprüfung der Genauigkeit der Georeferenzierung wurden ausgewählte Punkten mit Referenzpunkten der Topographischen Karte „Pullheim“ im Maßstab 1: 25000 verglichen. Der RMS-Fehler liegt hier bei 0,84, so dass die Genauigkeit der Georeferenzierung ebenfalls als gut eingestuft werden kann.

5.2 Radiometrische Korrektur

5.2.1 Hintergrund

Bei radiometrischen Messungen im Labor wird die spektrale Reflexion direkt durch die Eigenschaften des betrachteten Objektes bestimmt. Im Gegensatz hierzu wird die Reflexionsmessung im Falle eines abbildenden Fernerkundungssystems durch die Atmosphäre stark beeinflusst. Auf dem Weg im „Sonne-Erde-Sensor-System“ muss die elektromagnetische Strahlung die Atmosphäre zweimal passieren (vgl. Abb. 16). Der Einfluss der Atmosphäre stellt sich in Form einer wellenlängenabhängigen Schwächung des am Sensor empfangenen Signals dar. Infolgedessen stimmt die vom Satelliten aufgezeichnete Strahlung nicht mit der an der Erdoberfläche reflektierten Strahlung übereinstimmt (CAMPBELL 1996, SCHOWENGERDT 1997, MATHER 1999, RICHARDS & JIA 1999).

Die Veränderung der Strahlung wird zum einem durch die Absorption der Strahlung an Molekülen und Aerosolen verursacht. Die Absorption der elektromagnetischen Strahlung wird vor allem durch die Bestandteile Wasserdampf, Kohlendioxid und Ozon der Atmosphäre bestimmt. Beispielweise ist die Absorption der elektromagnetischen Strahlung des Wasserdampfs so stark (atmosphärische Banden), dass im Infraroten Bereich sowie im Mikrowellenbereich kaum Strahlung durchgelassen wird (LILLESAND & KIEFER 2000). Zum anderem wird die Einstrahlung in Abhängigkeit von der Wellenlänge durch die Moleküle der Atmosphäre gestreut (Rayleigh- Streuung³¹ und Mie- Streuung³²), abgelenkt und somit geschwächt (MATHER 1999). Einen weitere Abschwächung erfährt die elektromagnetische Strahlung durch dünne Wolkenschleier, die eine geringere Größe als ein Pixel aufweisen (KAUFMANN 1989).

Auf dem Weg von der Sonne über die Erdoberfläche zum Sensor lassen sich drei mögliche Strahlungswege unterscheiden (vgl. Abb. 16). Über den Strahlungspfad 1 gelangt die elektromagnetische Strahlung von der Sonne zum Zielobjekt, wird dort reflektiert und gelangt durch die Atmosphäre zum Sensor. Infolgedessen wird die Strahlung lediglich durch die Extinktion beeinflusst. Im Gegensatz hierzu wird die elektromagnetische Strahlung entlang des Strahlungspfad 2 bereits innerhalb der Atmosphäre gestreut und gelangt über diesen Weg partiell zum Sensor. Infolgedessen

³¹ Reyleigh Streuung (benannt nach dem britischen Physiker J. Rayleigh) = ungerichtet Streuung, die vor allem an permanenten Gasen zu beobachten ist.

³² Mie- Streuung (benannt nach dem deutschen Physiker G. Mie) = gerichtet Streuung, die vor allem Wasserdampf, Wassertropfen, Eis- & Salzkristalle, sowie Staub mit einer Größe zwischen 0,1 und 10µm betrifft.

kommt es zu einer Verminderung des Bildkontrastes und somit zu einer allgemeinen Aufhellung des Bildes. Ebenfalls wird die elektromagnetische Strahlung des 3. Strahlungsweges durch Streuprozesse beeinflusst. Diese Streuung führt dazu, dass die Strahlung nicht zum Zielobjekt, sondern zu benachbarten Flächen gelangt. Durch die Streuung und die daraus resultierende Ablenkung der Strahlung gelangen „fremde“ Informationen in das Sichtfeld des Sensors. Insgesamt führen die drei Strahlungspfade dazu, dass die am Sensor gemessene Energie („Radianz“), nicht rein von einem Zielobjekt ausgeht, sondern am Sensor eine Mischung der drei Strahlungspfade ankommt.

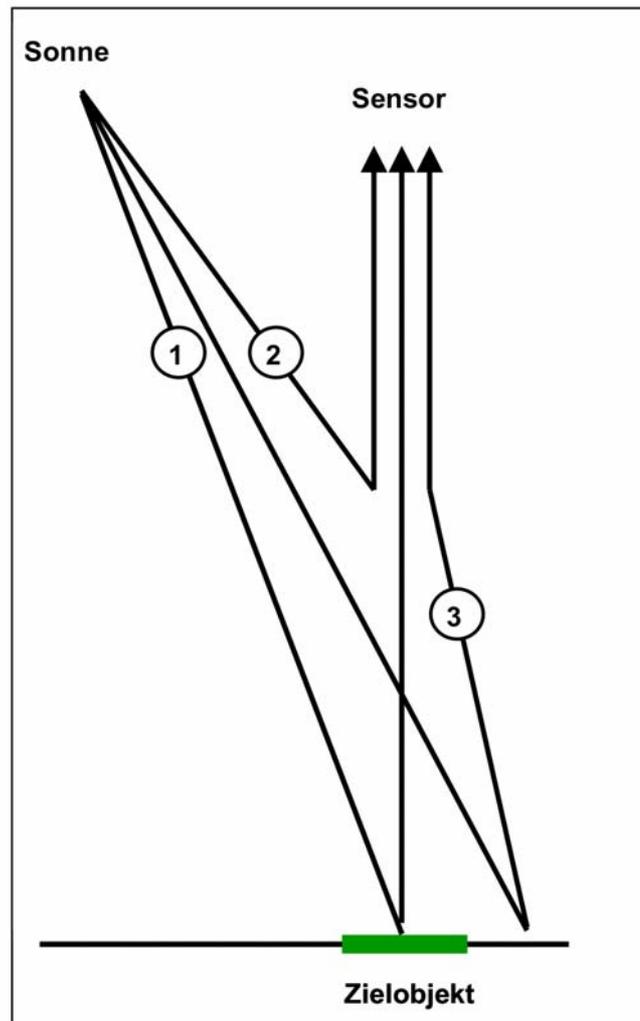


Abbildung 16: Strahlungswege der elektromagnetischen Strahlung im System „Sonne- Erde- Sensor“ sowie Bestandteile am Sensorsignal

Quelle: verändert nach Mather, 1999: 88

Zusammenfassend wird die Beobachtung der Erdoberfläche vom Satelliten bzw. vom Flugzeug aus durch den Einfluss der Absorptions- und Streuprozesse der Atmosphäre generell beeinträchtigt. Die Stärke dieses Rauschens variiert in Abhängigkeit von der Beschaffenheit der Erdoberfläche, den Sensorkanälen sowie dem spezifischen Zustand der Atmosphäre zum Aufnahmezeitpunkt (JENSEN 1996). Eine weiterführende und ausführliche Beschreibung der Absorptions- und Streuprozesse finden sich bei MATHER (1999) und LILLESAND & KIEFER (2000).

Die Notwendigkeit einer radiometrischen Korrektur hängt von der zu bearbeitenden Fragestellung und der Qualität der auszuwertenden Fernerkundungsdaten ab. Beispielsweise können sich die atmosphärisch bedingten Veränderungen der Pixel negativ auf die weiteren bildverarbeitenden Prozesse auswirken. KAUFMANN (1989) analysiert den Einfluss unkorrigierter NOAA-AVHRR Szenen auf die Berechnung des Vegetationsindex NDVI. Seine Ergebnisse zeigen eine Verschiebung der NDVI-Werte. Für Gebiete mit einer eindeutigen Vegetationsbedeckung ließen die NDVI Werte Wasserflächen vermuten.

Da sich die atmosphärischen Bedingungen im Zeitverlauf verändern, kommt es zu Veränderungen der Pixelwerte. Somit kommt der radiometrischen Korrektur eine große Bedeutung zu, wenn multi-temporale Fernerkundungsdaten im Sinne einer Change Detektion miteinander verglichen werden sollen. Erst durch die Korrektur der unterschiedlichen atmosphärischen Einflüsse können genaue Aussagen zur Veränderung der Landbedeckung abgeleitet werden (FRASER & KAUFMANN 1985, HILL & STURM 1991; FURBY & CAMPBELL 2001). Ebenfalls ist die Anwendung einer radiometrischen Korrektur von grundlegender Bedeutung, wenn aus den Fernerkundungsdaten bio- und geophysikalische Parameter wie der Blattflächenindex, oder Anteile der photosynthetisch aktiven Strahlung für die Modellierung operationell abgeleitet werden sollen.

5.2.2 Durchführung der radiometrischen Korrektur

Nach SCHOWENGERDT (1997) beinhaltet die atmosphärische Korrektur die absolute radiometrische Korrektur der Digital Numbers (DN-Werte) sowie deren Umrechnung in Reflektanzwerte. Für die Durchführung einer absoluten radiometrischen Korrektur ist eine absolute Sensorkalibrierung erforderlich. Da die Informationen für eine absolute Sensorkalibrierung für die CIR-Luftbilder nicht vorlagen, wurden diese Datensätze einer relativen radiometrischen Korrektur unterzogen. Für die QuickBird-2 Daten lagen Informationen zur Sensorkalibrierung vor, so dass für diesen Datensatz eine Umrechnung der DN-Werte in Reflektanzwerte erfolgen konnte.

Radiometrische Korrektur der QuickBird-2 Daten

Die radiometrische Korrektur wurde mit dem Programm ATCOR 2³³ („*Atmospheric Correction Algorithm*“) in ERDAS IMAGINE (8.6) durchgeführt. Der Vorteil dieses Programms ist, dass keine Daten über die atmosphärischen Bedingungen des Aufnahmezeitpunkts vorliegen müssen. ATCOR 2 stellt ein physikalisch basiertes Modell dar, das einer absoluten Korrektur ähnlich ist, jedoch ohne vor Ort gemessene Atmosphärenwerte auskommt. Vielmehr basiert die Korrektur auf

³³ Das Programm ATCOR wurde 1990 von Dr. R. Richter am DLR in Wesseling entwickelt. ATCOR 2 wurde für die atmosphärische Korrektur flacher Gebiete entwickelt, während ATCOR 3 die Bearbeitung von Gebirgsregionen erlaubt. In ATCOR 3 ist ein Höhenmodell integriert, so dass neben der atmosphärischen auch eine topographische Normierung erfolgen kann. Mittlerweile existiert eine weitere Version zur radiometrischen Korrektur von hyperspektralen Bilddaten

einer Standardatmosphäre, die über Strahlungstransfermodelle wie MODTRAN-4 (BERK et al. 1989) und SENSAT-5 (RICHTER 1994) abgeleitet werden. Die atmosphärisch bedingten Aufnahmefehler werden unter der Annahme eines flachen Geländes mit den Eigenschaften einer Lambert'schen Strahlungsfläche³⁴ korrigiert.

ATCOR 2 basiert auf zwei methodischen Schritten, bei denen die Einflüsse der Atmosphäre in konstante und variable Phänomene aufgeteilt werden. Als konstantes Phänomen wird die Rayleigh-Streuung angesehen, wohingegen es sich bei der Mie-Streuung und der Absorption um variable Phänomene handelt. Beeinflussende Faktoren der Mie-Streuung und der Absorption stellen den Gehalt an unterschiedlichen Aerosolen und Wasserdampf dar, während der Einfluss der Rayleigh-Streuung im wesentlichen von der Mächtigkeit der Atmosphäre über dem Aufnahmegebiet und den damit verbundenen Luftdruckverteilung beeinflusst wird (FRASER & KAUFMANN 1985). Ebenfalls nimmt die Temperaturverteilung innerhalb der Atmosphäre Einfluss auf die Rayleigh Streuung. Für die Korrektur der Rayleigh Streuung stehen neun verschiedener Standardatmosphären zur Auswahl. Diese Standardatmosphären unterscheiden die sich in Bezug auf die vertikale Verteilung von Luftdruck, Temperatur und Luftfeuchtigkeit. Zusätzlich bietet das Programm eine Auswahl von fünf verschiedenen Aerosoltypen, die sich auf die Art der in der Atmosphäre vorkommenden Aerosole beziehen. Über die unterschiedlichen Aerosoltypen wird der Einfluss der Mie- Streuung und der Absorption explizit berücksichtigt.

Als Standardatmosphäre wurde die Atmosphäre „*Midlatitude summer atmosphere*“ ausgewählt, da die atmosphärischen Bedingungen dieser Standardatmosphäre die atmosphärischen Verhältnisse zum Zeitpunkt der Satellitenaufnahme am besten wiedergeben. Die Standardatmosphäre „*Midlatitude summer atmosphere*“ wurde mit dem „*urbanen*“ Aerosoltyp kombiniert, da sich die Versuchsfläche in der Nähe der Städte Bonn und Köln befindet. Ferner werden bei der atmosphärischen Korrektur die Parameter Aufnahmedatum, Sonnenzenitwinkel, mittlere Geländehöhe, „*Visibility*“, Aufnahmewinkel (Abweichung von der Nadirposition) sowie der Sensortyp und die Sensorkalibrierung berücksichtigt.

Der Ermittlung der Kalibrierungsfaktoren kommt innerhalb der gesamten atmosphärischen Korrektur eine hohe Bedeutung zu. In ATCOR 2 ist für den QuickBird-2 Sensor ein Kalibrierungsfaktor integriert. Die atmosphärische Korrektur auf der Grundlage dieses Kalibrierungsfaktors führte jedoch zu unbefriedigenden Ergebnissen. Die ermittelten spektralen Reflektanzwerte nahmen, vor allem im Bereich des Nahen Infrarots, Werte von über 300 % an. Aus diesem Grund wurde zur radiometrischen Korrektur des QuickBird-2 Bildes ein neuer Kalibrierungsfaktor berechnet. Dieser erlaubt eine absolute Sensorkalibrierung, bei der die Grauwerte anhand von vorgegebenen Kalibrie-

³⁴ Lambert-Fläche: Idealfall einer diffus reflektierenden Oberfläche. Eine Lambert'sche Fläche reflektiert richtungsunabhängig und erscheint somit aus allen Richtungen gleich hell (ALBERTZ 2001).

nungswerten in Reflektanzen umgerechnet werden (SCHOWENGERDT 1997). Die Erstellung eines Kalibrierungsfaktors hängt vom Alter der QuickBird-2 Daten ab. Von DIGITAL GLOBE (2003) wird für die Kalibrierung von QuickBird-2 Daten, die vor dem 06.06.2003 aufgenommen wurden, die Verwendung der originalen Kalibrierungsfaktoren empfohlen. Die verschiedenen Kalibrierungsfaktoren sind auf den Internetseiten von DIGITAL GLOBE veröffentlicht (DIGITAL GLOBE 2003). Die Kalibrierungsfaktoren variieren je nach Band und Datentiefe der QuickBird-2 Daten.

Insgesamt stützt sich die Sensorkalibrierung auf zwei Schritte: In einem ersten Schritt wird die „*top of atmosphere band integrated radiance*“ über folgende Funktion berechnet:

$$L_{Pixel, Band} = K(revised)_{Band} * q_{Pixel, Band} \quad (\text{DIGITAL GLOBE 2003})$$

wobei:

$L_{Pixel, Band}$	top of atmosphere band integrated radiance image pixels [$w \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$]
$K(revised)_{Band}$	korrigierter absoluter radiometrischer Kalibrierungsfaktor [$w \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot count^{-1}$] für ein bestimmtes Band
$q_{Pixel, Band}$	Radiometrisch korrigierte Bildpixel

In einem zweiten Schritt wird die „*top of atmosphere band integrated radiance*“ durch die effektive Bandbreite dividiert und man erhält die „*top of atmosphere band averaged spectral radiance*“.

$$L_{\lambda Pixel, Band} = \frac{L_{Pixel, Band}}{\Delta \lambda_{Band}} \quad (\text{DIGITAL GLOBE 2003})$$

wobei:

$L_{\lambda Pixel, Band}$	top of atmosphere band averaged spectral radiance image pixels [$w \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$]
$L_{Pixel, Band}$	top of atmosphere band integrated radiance [$w \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$]
$\Delta \lambda_{Band}$	Effektive Bandbreite eines gegebenen Bandes [μm]

Validierung der Ergebnisse

Die Ergebnisse der radiometrischen Korrektur wurden anhand der durchgeführten Spektroradiometermessungen qualitativ überprüft und bewertet. Hierzu wurden die Reflexionswerte der vier unterschiedlichen Vitalitätsstufen des Weizens (vgl. Kap. 4) des atmosphärisch korrigierten QuickBird-2 Bildes mit den gewonnenen Reflexionswerten der Spektroradiometermessungen verglichen. Die Abbildung 17 zeigt, dass zwischen den Reflektanzwerten der vier unterschiedlichen Weizenflächen des radiometrisch korrigierten QuickBird-2 Bildes und den entsprechenden Referenzwerten eine gute Übereinstimmung besteht.

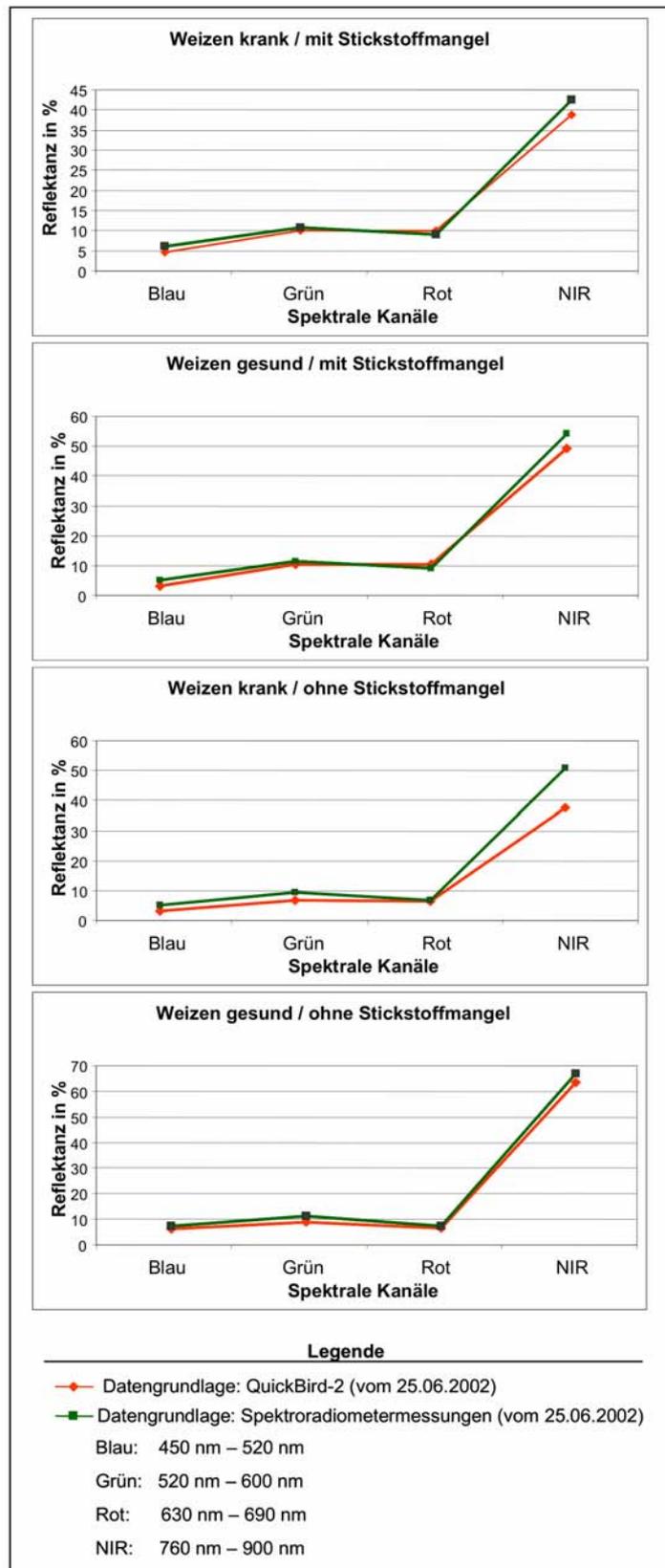


Abbildung 17: Validierung der radiometrischen Korrektur über den Vergleich der spektralen Reflexion der vier Vitalitätsstufen des Weizens

Quelle: eigener Entwurf

Radiometrische Korrektur der CIR-Luftbilder

Da für die CIR-Luftbilder Informationen für eine absolute Sensorkalibrierung fehlten, wurden diese Datensätze alternativ einer relativen radiometrischen Korrektur unterzogen. Insgesamt werden verschiedene Methoden der relativen Normierung der Grauwerte unterschieden. Eine Möglichkeit basiert auf der Grundlage von unveränderlichen Oberflächen, auf so genannten „*Pseudo Invariant Features*“ und somit auf konstanten Reflektionseigenschaften (JENSEN 1996). Veränderungen der spektralen Werte dieser Flächen im Zeitverlauf werden auf einen veränderten Einfluss der Atmosphäre zurückgeführt. Diese Methode erwies sich aus zwei Gründen wenig geeignet. Zum einen sind in den CIR-Bildern nur wenige unveränderliche Oberflächen, wie z.B. Straßen, vorhanden. Zum anderen existiert für die Zuckerrübenflächen nur eine Aufnahme während der Vegetationsperiode, so dass kein temporaler Vergleich möglich ist.

Aus diesen Gründen wurde die „*Dark Object Subtraction*“ für die relative radiometrische Korrektur der CIR-Luftbilder gewählt. Bei dieser Methode wird der Einfluss der Atmosphäre direkt aus dem Bild extrahiert. Die Methode basiert auf der Annahme, dass sich im Bild dunkle Objekte (z.B. Gewässer, dunkle Schatten) befinden, die so gut wie keine Rückstrahlung besitzen. Dementsprechend geht der Minimumwert im Histogramm dieser Objekte gegen Null. Ist dies nicht der Fall, so wird der Versatz, der sich in einem Histogramm ergibt, durch die atmosphärische Streuung hervorgerufen. Infolgedessen beruht die Korrektur des atmosphärischen Einflusses auf der kanalweisen Subtraktion des jeweiligen Minimalwerts vom gesamten Histogramm, so dass das gesamte Histogramm in Richtung Nullpunkt verschoben wird (CHAVEZ 1989, JENSEN 1996). Der Nachteil der angewandten Methode besteht darin, dass die vereinfachende Annahme, dunkle Objekte verfügen über keine Reflektanz nicht vollständig mit der Realität übereinstimmt. Zudem berücksichtigt die Methode nur die additive Komponente der atmosphärischen Streuung. Die multiplikative Komponente („*Transmittance*“) bleibt unberücksichtigt.

6. Auswirkung des Winterweizenversuchs auf die spektrale Signatur des Weizenbestandes

Die eingestrahlte Sonnenenergie wird von den unterschiedlichen vitalen Weizenflächen zu verschiedenen Anteilen reflektiert, transmittiert und absorbiert. Einen wesentlichen Einfluss auf das Verhältnis dieser Anteile zueinander haben die Blattstruktur, die Art und Beschaffenheit der Zellorganisation, die Blattfläche, der Wassergehalt sowie die Pigmentierung (vgl. Kap. 2). Die Reflexion der gesunden und mit ausreichend Stickstoff versorgten Weizenflächen weisen Reflexionswerte auf, die für gesunde und vitale Vegetation als charakteristisch angesehen werden kann (HILDEBRANDT 1996). In den drei Kanälen des sichtbaren Lichtes ist die Reflexion aufgrund der hohen Absorption gering und liegt im Mittel bei 5,06 %. Durch den hohen Anteil an assimilierender Blattfläche ergeben sich im Kanal des Nahen Infrarots (NIR) deutlich höhere Werte der Reflexion, die im Mittel 61,44 % betragen. Sowohl der Befall mit unterschiedlichen Krankheitserregern als auch der Stickstoffmangel führen zu einem Rückgang des Chlorophyllgehalts und somit zu einer Veränderung des Reflexionsverhaltens. Entsprechend führt in den drei übrigen Parzellen mit einem veränderten Düngemittel- und / oder Fungizideinsatz sowohl der biotische als auch der abiotische Stress zu einer erhöhten Reflexion im blauen und roten Bereich des sichtbaren Lichtes und zu einer Abnahme der Reflexion im NIR.

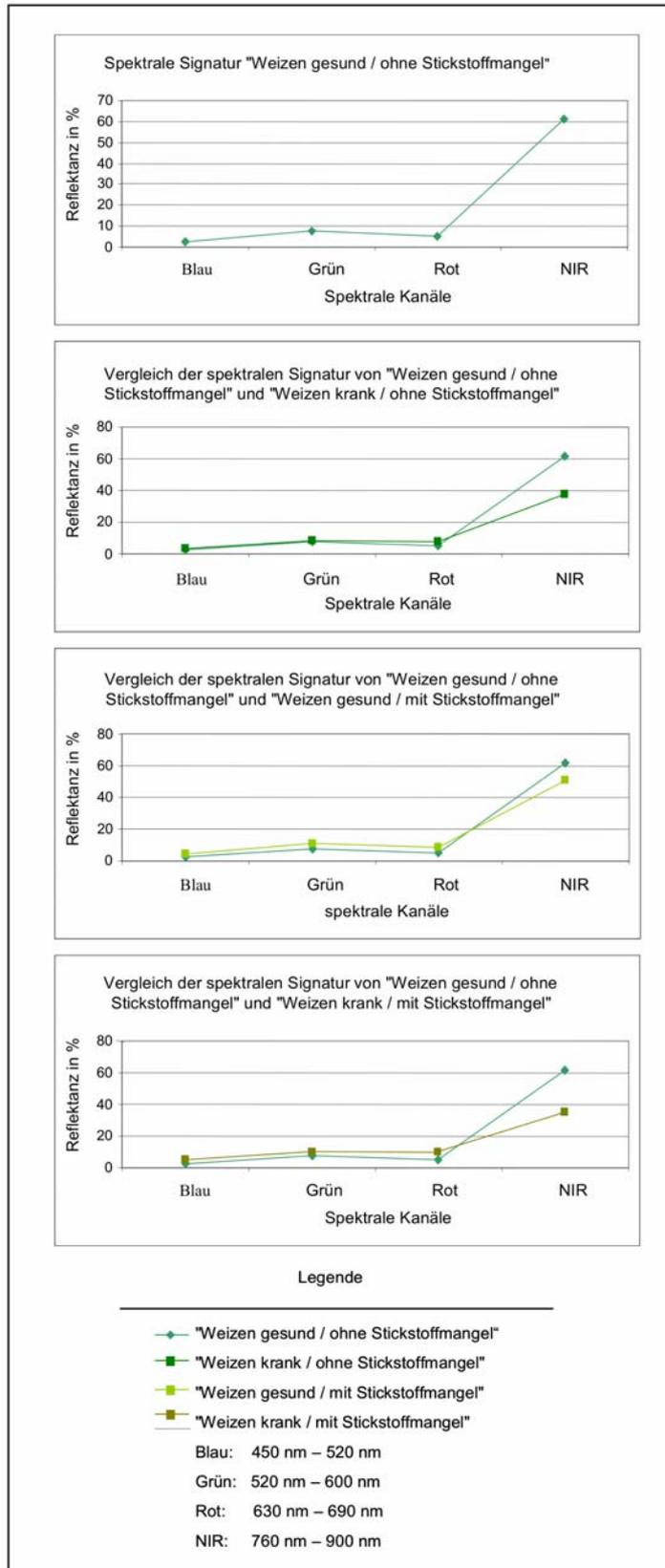


Abbildung 18: Spektrale Signaturen der vier Vitalitätsstufen des Weizens – Datengrundlage atmosphärisch korrigiertes QuickBird-2 Bild vom 25.06.2001
Quelle: Eigener Entwurf

Eine Möglichkeit die unterschiedliche Vitalität des Weizens zu erfassen, besteht in der Berechnung des „*Normalized Difference Vegetation Index*“ (NDVI). Der NDVI basiert auf den Kanälen des nahen Infrarots und des sichtbaren Rots. Aus der Differenz und der Summe der Strahldichten dieser beiden Kanäle ergibt sich die normalisierte Differenz der spektralen Strahldichten. Der theoretische Wertebereich des NDVI's liegt zwischen (-1) und (+1), wobei sich negative und geringe Werte für Boden, geringe Vegetationsdichten und Vegetation geringer Vitalität ergeben. Nach ANHUF (1997) besitzen NDVI-Daten, die auf 8-bit reduziert sind, eine Skalierung von 256 Grauwerten, wobei der Grauwert 0 Wasser und der Grauwert 255 Wolken entspricht. Die Grauwerte zwischen 1 und 254 sind in 0,0031546 großen Schritten annähernd zwischen NDVI-Werten von 0 und 0,7 skaliert, so dass einem NDVI-Wert von 0 in einem 8-bit Bild der Grauwert 127 entspricht. Hieraus ergibt sich die Tatsache, dass der NDVI bei einem Wert von 0,7 eine Sättigung erreicht, so dass der theoretische Wert von 1 nicht vorkommt. Nach LAMBIN & EHRLICH (1996) wird eine geschlossene Vegetationsdecke durch NDVI-Werte $>0,4$ beschrieben. Generell gilt: umso höher der berechnete NDVI-Wert ist, umso vitaler ist die Vegetation (LILLESAND & KIEFER 2000).

Aufgrund des unterschiedlichen spektralen Verhaltens der vier verschiedenen Weizenparzellen bildet sich der Versuchsaufbau im NDVI-Bild ab (vgl. Abb. 19).

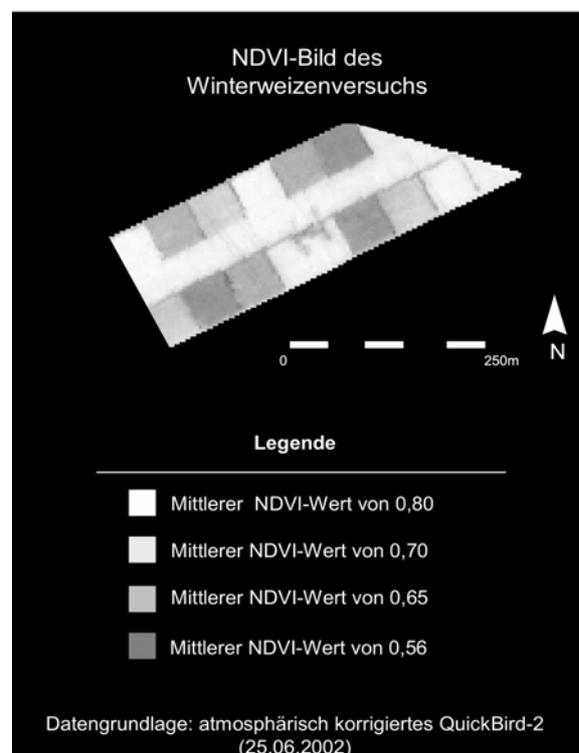


Abbildung 19: NDVI-Bild des Winterweizenversuchs – Datengrundlage: QuickiBird-2 Bild vom 25.06.2002

Quelle: Eigener Entwurf

Insgesamt ergibt sich aus der NDVI-Berechnung der vier Vitalitätsstufen des Weizens folgendes Bild: Die gesunden und mit ausreichend Stickstoff versorgten Parzellen verfügen über mittlere NDVI- Werte von 0,8. Während der Stickstoffmangel der gesunden Weizenflächen einen Rückgang des mittleren NDVI-Werts um 0,1 auf einen mittleren NDVI- Wert von 0,7 bewirkt, führt der Befall unterschiedlicher Pilzkrankheiten zu einem Rückgang des mittleren NDVI-Werts auf 0,65. Die geringsten mittleren NDVI-Werte ergeben sich für die Parzellen, in denen sowohl ein Stickstoffmangel als auch ein Pilzbefall vorlag. Für diese Parzellen wird ein mittlerer NDVI-Wert von 0,56 ermittelt (vgl. Abb. 20).

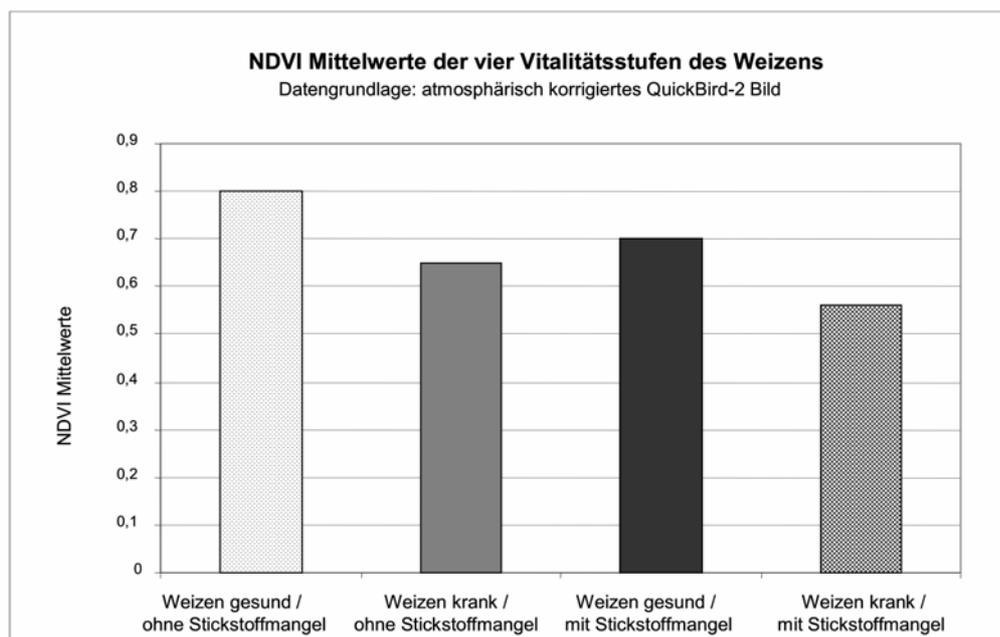


Abbildung 20: NDVI Mittelwerte der vier Vitalitätsstufen - Datengrundlage der NDVI-Berechnung QuickBird-2 Bild vom 25.06.2002

Quelle: Eigener Entwurf

7. Veränderung der räumlichen Auflösung und visuelle Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden

7.1 Veränderung der räumlichen Auflösung

Zur Analyse des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden wurden auf der Grundlage räumlich hochauflösender QuickBird-2 Daten synthetische räumliche Auflösungen generiert. Da QuickBird-2 gleichzeitig ein multispektrales Bild mit einer räumlichen Auflösung von 2,8 m und ein panchromatisches Bild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m aufnimmt, wurde über das Verfahren des „*Resolution Merge*“ unter ERDAS IMAGINE ein multispektrales Bild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m berechnet. Als Grundlage für die Verschneidung des multispektralen mit dem panchromatischen Bild diente eine Hauptkomponentenanalyse. Das Prinzip dieser Hauptkomponentenanalyse beruht auf der Annahme, dass die erste Hauptkomponente eines multispektralen Datensatzes weitgehend der maximalen Varianz des Datensatzes entspricht (HILDEBRANDT 1996). Diese Tatsache ist für die Verschneidung des multispektralen und des panchromatischen Bildes von großer Bedeutung, da bei der Verschneidung nur die erste Hauptkomponente des multispektralen Bildes durch den panchromatischen Datensatz Bild ersetzt wird. Der Vorteil dieser Methode ist, dass die Farbinformation der multispektralen Kanäle weitgehend unverändert bleibt, die räumliche Information aber steigt. Im Gegensatz zu einer IHS („*Intensity, Hue, Saturation*“)-Transformation besteht zudem der Vorteil, dass die Verschneidung nicht auf drei spektrale Kanäle beschränkt ist, sondern alle vier Kanäle des multispektralen QuickBird-2 Bildes erhalten bleiben.

Geringere räumliche Auflösungen wurden über das Resamplingverfahren „*Cubic Convolution*“ unter ERDAS IMAGINE generiert. Bei diesem Verfahren handelt es sich um eine Interpolation dritter Ordnung. Die Pixelwerte des interpolierten Bildes werden über ein gewichtetes Mittel der 16 umliegenden Nachbargrauwerte eines „*4x4 Window*“ berechnet. Der Vorteil dieser Methode liegt in der Veränderung der Grauwerte, so dass die Mischpixelbildung gröber auflösender Sensoren, wie z.B. bei ASTER oder LANDSAT ETM+, simuliert werden kann. Insgesamt muss bei der Anwendung dieses Resamplingverfahrens berücksichtigt werden, dass zwar die Mischpixelbildung gröber auflösender Sensoren simuliert werden kann, dieser jedoch nicht zu 100% entspricht. Die digitalen Farbwerte von Fernerkundungsdaten mit einer gröberen räumlichen Auflösung ergeben sich nicht aus einer einfachen Aggregation der Farbwerte feiner aufgelöster Daten (CAO & LAM 1997). Entsprechend ergeben sich aus der Veränderung der räumlichen Auflösung auf Grundlage des Resamplingverfahrens Fehler. Insgesamt weist die Resamplingmethode für die Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erfassbarkeit teilschlagspezifischer Pflanzenschäden im Gegensatz zu Nutzung Satellitenbilder unterschiedlicher Sensoren entscheidende Vorteile auf: Zum einem konnte über die Resampling Methode ein kontinuierlicher und umfassender Datensatz, der

räumliche Auflösungen von 1 m bis 30 m umfasst, generiert werden. Hierbei wurde die räumliche Auflösung jeweils um einen Meter verringert. Zum anderen wird das Problem der zeitlichen Dynamik umgangen, da das QuickBird-2 Bild nur einen Zeitpunkt abbildet. Bei der Nutzung unterschiedlicher Sensorsysteme würde sich aufgrund der unterschiedlichen zeitlichen Auflösung eine zeitliche Differenz ergeben. Aufgrund der hohen Dynamik der Entwicklung von Pflanzenschäden kann sich die Vitalität der Pflanzen innerhalb von wenigen Tagen grundlegend verändern. Hieraus folgt, dass bei einer zeitlichen Differenz der spektralen Aufnahmen unterschiedliche Vitalitätszustände erfasst werden.

In Abbildung 21 sind exemplarisch die generierten Bilder mit einer räumlichen Auflösung von 4 m, 15 m, 20 m und 30 m sowie das Ergebnisbild des „*Resolution Merge*“ und das originale multispektrale QuickBird-2 Bild dargestellt. Die räumlichen Auflösungen von 4 m, 15 m, 20 m und 30 m entsprechen den räumlichen Auflösungen der Sensoren IKONOS, ASTER, SPOT und LANDSAT ETM+.

7.2 Visuelle Erfassung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden

Die visuelle Bildinterpretation von Fernerkundungsbildern besitzt eine lange Tradition und setzt sich mit der Abgrenzung von Landschaftselementen auseinander. Durch vielseitige Methoden der digitalen Bildverarbeitung (z.B. Kontrastverbesserung, Filterung, IHS-Raum-Transformation etc.) hat die visuelle Interpretation von Satellitendaten auch in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen (LAUSCH 2000). Auch innerhalb der praktischen Umsetzung des „*Precision Farming*“ kommt die visuelle Interpretation von Fernerkundungsdaten häufig zur Anwendung. So nutzte beispielsweise der Landwirtschaftliche Informationsdienst Zuckerrübe (LIZ) CIR-Luftbilder zur visuellen Detektion von Nematodennestern in Zuckerrübenflächen (LIZ 2004).

LAUSCH (2000) sieht in der visuellen Interpretation gegenüber der digitalen Klassifikation folgende Vorteile:

- Bei der Erfassung räumlich komplexer Muster geraten automatische Verfahren aufgrund von begrenzter geometrischer, spektraler und radiometrischer Auflösung schnell an ihre Grenzen.
- Gegenüber radiometrischen Verfälschungen der Bilddaten ist die visuelle Interpretation weitgehend unempfindlich.
- Bei der Durchführung eines zeitlichen „*Monitorings*“ können Fehlergrößen, die sich aus der Phänologie oder Nutzungsänderung landwirtschaftlicher Strukturen ergeben, reduziert werden.

- Es ist die Abgrenzung von zusätzlichen Klassen möglich, die unter der Anwendung automatischer Verfahren der Klassifikation nur im begrenzten Maße realisierbar ist (LAUSCH 2000).

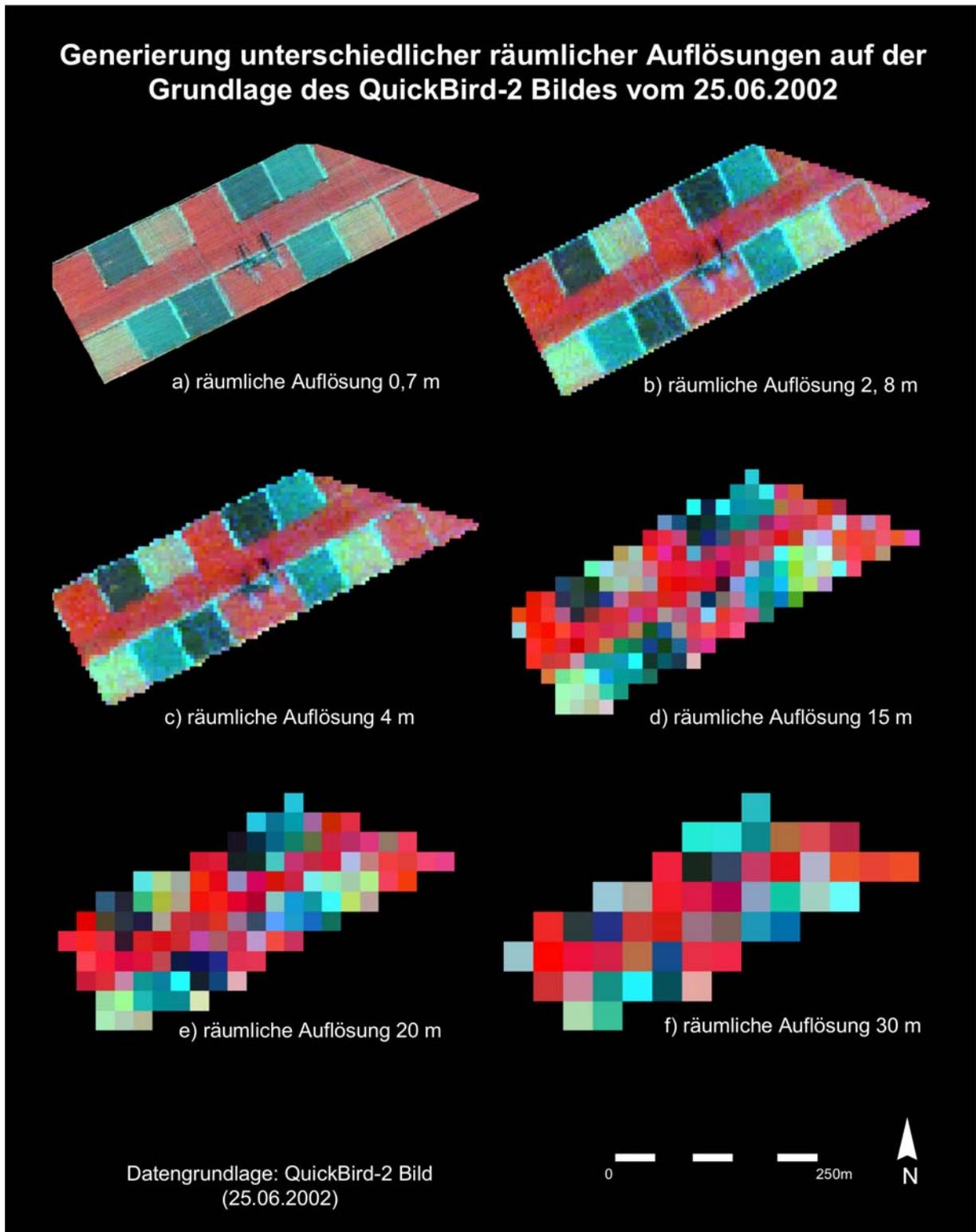


Abbildung 21: Darstellung des Winterweizenfeldes in verschiedenen räumlichen Auflösungen – Datengrundlage: QuickBird-2 Bild vom 25.06.2002 - Kanalkombination (4 / 2 / 1) -
Quelle: Eigener Entwurf

Um einen ersten Überblick über den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden zu bekommen, wurde eine visuelle Interpretation der re-sampelten Bilddaten des Versuchsfeldes durchgeführt. Für das Erkennen der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden spielen verschiedene Faktoren wie Helligkeit, Farbton, Größe sowie Form und Textur der Objekte eine Rolle. Die Güte der visuellen Interpretation ist zudem von der Erfahrung des Bearbeiters abhängig (ALBERTZ 2001).

Zur visuellen Erfassung der Struktur des Versuchsfeldes erwies sich die Kanalkombination (4/2/1) als besonders gut geeignet. Infolgedessen erscheinen die gesunden Weizenflächen in roten Farbtönen, während die erkrankten Weizenflächen in verschiedenen Grüntönen abgebildet werden. Die einzelnen Parzellen wirken auf den ersten Blick sehr homogen. Bei genauerem Hinsehen fallen feine Strukturen auf, z.B. können an einigen Stellen die Fahrspuren der landwirtschaftlichen Nutzfahrzeuge, in Form von dünnen hellen Linien innerhalb der Parzellen erkannt werden (vgl. Abb. 21).

Die visuelle Auswertung der synthetisch erzeugten Daten mit unterschiedlicher räumlicher Auflösung zeigt, dass trotz des abnehmenden Informationsgehalts, die Struktur des Weizenversuchs bis zu einer Auflösung von 15 m erkannt werden kann. Bei dieser räumlichen Auflösung ist die räumliche Lage der unterschiedlichen Parzellen noch zu erkennen, wohingegen die Fahrspuren zwischen den einzelnen Parzellen und die Strommasten visuell nicht mehr erfasst werden können. Zudem wird die Struktur des Ackerschlags stärker von der Pixelgröße und weniger von den Realwelteigenschaften gekennzeichnet. Bei einer räumlichen Auflösung von 30 m kann die Struktur des Ackerschlags visuell nicht mehr erkannt werden (vgl. Abb. 21).

Für die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden aus Satellitendaten hat die visuelle Interpretation den Nachteil, dass keine Möglichkeit besteht, die erfassten Pflanzenschäden in digitaler Form zu registrieren. Somit können die erkannten teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht unmittelbar in Form einer digitalen Karte dargestellt werden. Diese stellen jedoch für die praktische Umsetzung, die Applikation von Pflanzenschutz- und Düngemitteln, eine entscheidende Grundlage dar.

8. Digitale Erfassung von teilschlagspezifischen Strukturen – Maximum Likelihood Klassifikation

8.1 Grundlagen der Klassifikation

Die digitale Erfassung von teilschlagspezifischen Strukturen landwirtschaftlicher Schläge erfordert die Umwandlung der Fernerkundungsdaten in thematische Datensätze. Das wichtigste Instrument zur Transformation der kontinuierlichen Fernerkundungsdaten in thematische Karten, stellt die Zusammenfassung von Bildinhalten zu einheitlichen Klassen, die multispektrale Bildklassifikation, dar. Der Grundgedanke der Klassifikation ist der, dass die Elemente einer Klasse ein ähnliches spektrales Verhalten aufweisen (CAMPBELL 1996, HILDEBRAND 1996, JENSEN 1996). Im Rahmen der Klassifikation von Fernerkundungsdaten kommt der Definition des Begriffs „Landnutzung“ („*land-use*“) ein hoher Stellenwert zu. Unter Landnutzung wird die „*Inanspruchnahme von Grund und Boden durch die menschliche Gesellschaft*“ verstanden (BASTIAN & SCHREIBER, 1994: 162). Bei der Erfassung von Oberflächenstrukturen aus Fernerkundungsdaten anhand von Klassifikationsalgorithmen wird jedoch nicht die Landnutzung, sondern vielmehr die Landbedeckung („*land-cover*“) erfasst (LAUSCH & MENZ 1999). „*For example, a state park may be used for recreation but have a deciduous forest cover*“ (COWEN & JENSEN, 1999: 614). Demzufolge wird im Folgenden der Begriff „Landbedeckung“ benutzt.

Als Klassifikationsansatz wurde eine überwachte Klassifikationsmethode auf der Grundlage des Maximum Likelihood Algorithmus gewählt. Der Vorteil dieser Methode liegt in der Minimierung des Zuordnungsfehlers auch in den Überschneidungsbereichen des Merkmalsraumes (VOGT 1988). Der Algorithmus der Maximum Likelihood Klassifikation berechnet die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Pixel einer bestimmten Klasse angehört. Als Grundlage dieser Berechnung dient die statistische Beschreibung einer Stichprobe durch den Mittelwert und deren Kovarianzmatrix. Für die Grundgesamtheit werden Mittelwert und Kovarianzmatrix aus dieser Stichprobe geschätzt. Die Schätzung der Grundgesamtheit beruht auf der Annahme einer Normalverteilung der Spektralwerte der jeweiligen Klassen. Basierend auf den geschätzten Werten werden Linien gleicher Wahrscheinlichkeit um eine Klasse im Merkmalsraum gebildet. Schließlich erfolgt anhand dieser Linien die Zuordnung der Pixel zu der Klasse, der sie mit der größten Wahrscheinlichkeit angehören. Das Grundprinzip der Maximum Likelihood Klassifikation ist ausführlich bei VOGT (1988), RICHARDS (1993), CAMPBELL (1996), HILDEBRANDT (1996), JENSEN (1996), SCHOWENGERDT (1997), MATHER (1999), LILLESAND & KIEFER (2000) beschrieben.

8.2 Durchführung der Maximum Likelihood Klassifikation

Die Maximum Likelihood Klassifikation setzt sich aus folgenden fünf Arbeitsschritten zusammen:

1. Erstellung des Klassifikationsschlüssels
2. Auswahl der Trainingsgebiete
3. Signaturanalyse der Musterklassen
4. Berechnung der Klassifikation
5. Beurteilung der Ergebnisse

8.2.1 Erstellung des Klassifikationsschlüssels

Der Klassifikationsschlüssel wird zur Festlegung der Klassen, die in der Analyse der teilschlagspezifischen Struktur erfasst werden sollen, aufgestellt. Infolgedessen stellt der Klassifikationsschlüssel die Basis für die Umwandlung der kontinuierlichen Fernerkundungsdaten in einen thematischen Datensatz dar. Bei der Vergabe der Nomenklatur stand die thematische Kohärenz im Vordergrund, d.h. alle auftretenden Bodenbedeckungen sollten durch die Nomenklatur erfasst und gleichzeitig Mehrfachbelegungen ausgeschlossen werden. Da der Schwerpunkt der Analyse auf der Erfassung der teilschlagspezifischen Struktur der landwirtschaftlichen Flächen lag, sollten vor allem die unterschiedlichen Vitalitätsstufen des Weizens erfasst werden. Da visuell zusätzliche Landbedeckungen, wie z.B. Boden oder Strommasten, in den Bildern erkannt werden konnten, wurden diese beiden Landbedeckungen ebenfalls in den Klassifikationsschlüssel aufgenommen.

Der Klassifikationsschlüssel weist einen hierarchischen Aufbau mit Haupt- und Unterklassen auf. Die Hauptklassen umfassen die vier Vitalitätsstufen des Weizens, den Boden sowie die, im Bildausschnitt enthaltenen, Strommasten. Zusätzlich wird in den Unterklassen zwischen Befall des Weizens mit verschiedenen Pilzerregern differenziert (vgl. Tab. 7).

Tabelle 7: Klassifikationsschlüssel

Hauptklasse	Unterklasse
gesunder Weizen / ohne Stickstoffmangel	Weizen mit Mehltau-Befall Weizen mit Septoria-Befall Weizen mit Rost-Befall
kranker Weizen / ohne Stickstoffmangel	
gesunder Weizen / mit Stickstoffmangel	Weizen mit Mehltau-Befall Weizen mit Septoria-Befall Weizen mit Rost-Befall
kranker Weizen / mit Stickstoffmangel	
Boden	
Strommast	

Quelle: Eigener Entwurf

Die Klassifikation basiert auf den Hauptklassen, so dass insgesamt sechs verschiedene Landbedeckungsklassen definiert wurden. Die Begrenzung der Klassifikation auf einige wenige Hauptklassen findet ihre Begründung darin, dass nur zwischen unterschiedlichen Vitalitätsstufen (gesund / krank) bzw. (Stickstoffmangel / keine Stickstoffmangel) unterschieden werden kann. Eine weitere Differenzierung, z.B. um welchen Fungizidbefall es sich konkret handelt, ist unmittelbar aus dem Bild nicht möglich. In erster Linie ist diese Tatsache mit der geringen spektralen Auflösung des QuickBird-2 Sensors, mit lediglich vier spektralen Kanälen, zu begründen.

8.2.2 Auswahl der Trainingsgebiete

Da die Auswahl der Trainingsgebiete einen entscheidenden Einfluss auf die Qualität der Klassifizierung hat, sollten bei der Auswahl folgende Kriterien beachtet werden:

- Die Trainingsgebiete sollen nur aus Pixel einer Klasse bestehen, sowie eine unimodale Verteilung sowie eine Normalverteilung aufweisen (Kriterium der Homogenität).
- Die Gesamtheit aller in den Trainingsgebieten enthaltenen Pixel soll die Klasse vollständig repräsentieren. Daher ist eine hinreichend große Anzahl von Trainingsgebieten erforderlich (Kriterium der Repräsentativität).
- Die Daten einer Klasse sollen sich deutlich von anderen Klassen unterscheiden (Kriterium der Identifizierbarkeit und Trennbarkeit).
- Die Anzahl der Pixel der Trainingsgebiete soll mindestens der Anzahl der verwendeten Kanäle + 1 entsprechen, damit die Pixel eines Trainingsgebietes im Spektralbereich linear unabhängig sind und keine singulären Kovarianzmatrizen entstehen (Kriterium der Größe) (VOGT 1988, SCHUMACHER 1991, LILLESAND & KIEFER 2000).

Aufgrund der abnehmenden Pixelanzahl mit der Verringerung der räumlichen Auflösung konnte die Kriterien nicht für alle Ebenen der räumlichen Auflösung eingehalten werden. Beispielsweise war bei einer räumlichen Auflösung von 20 m die Anzahl der Pixel so gering, dass sich die Trainingsgebiete nur aus wenigen Pixeln zusammensetzten. Somit ergibt sich bereits bei der Auswahl der Trainingsgebiete für die Datensätze mit einer geringeren räumlichen Auflösung eine Unsicherheit, die sich nachteilig auf das Klassifikationsergebnis auswirken kann.

8.2.3 Signaturanalyse und Durchführung der Klassifikation

Die Signaturen der Trainingsgebiete wurden zunächst auf ihre Normalverteilung überprüft. Ebenfalls wurden die Statistiken der einzelnen Trainingsgebiete untersucht. Die Auswertung basierte auf den Mittelwerten, den Standardabweichungen sowie dem Minimum und Maximum der Grauwerte. Die größte Streuung der Grauwerte war in den Kanälen 3 (Rot) und 4 (NIR) gegeben, was auf einen hohen Informationsgehalt dieser Bänder hinwies. In ERDAS IMAGINE besteht die Möglichkeit, die Verteilung der Grauwerte in Form von Signaturdiagrammen darzustellen. Über diese Ver-

teilung kann eine erste Abschätzung vorgenommen werden, inwieweit bestimmte Klassen trennbar sind oder nicht. Anschließend wurden die Signaturen der einzelnen Landnutzungsklassen mit Hilfe der Ellipsendarstellung im „*Feature Space*“ auf Überschneidungen analysiert. Schlecht gewählte Testgebiete konnten so ermittelt und eliminiert werden. In Abbildung 22 ist exemplarisch die Ellipsendarstellung, mit dreifacher Standardabweichung, für die vier Vitalitätsstufen des Weizens für die Kanäle 3 und 4 dargestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass die vier Klassen der unterschiedlichen Vitalitätsstufen voneinander zu trennen sind, da im „*Feature Space*“ keine Überschneidungen auftreten. Aufgrund der Zweiteilung in „*gesund*“ und „*krank*“ wird deutlich, dass sich der Befall unterschiedlicher Pilzkrankheiten stärker auf das spektrale Verhalten auswirkt, als der Nährstoffmangel.

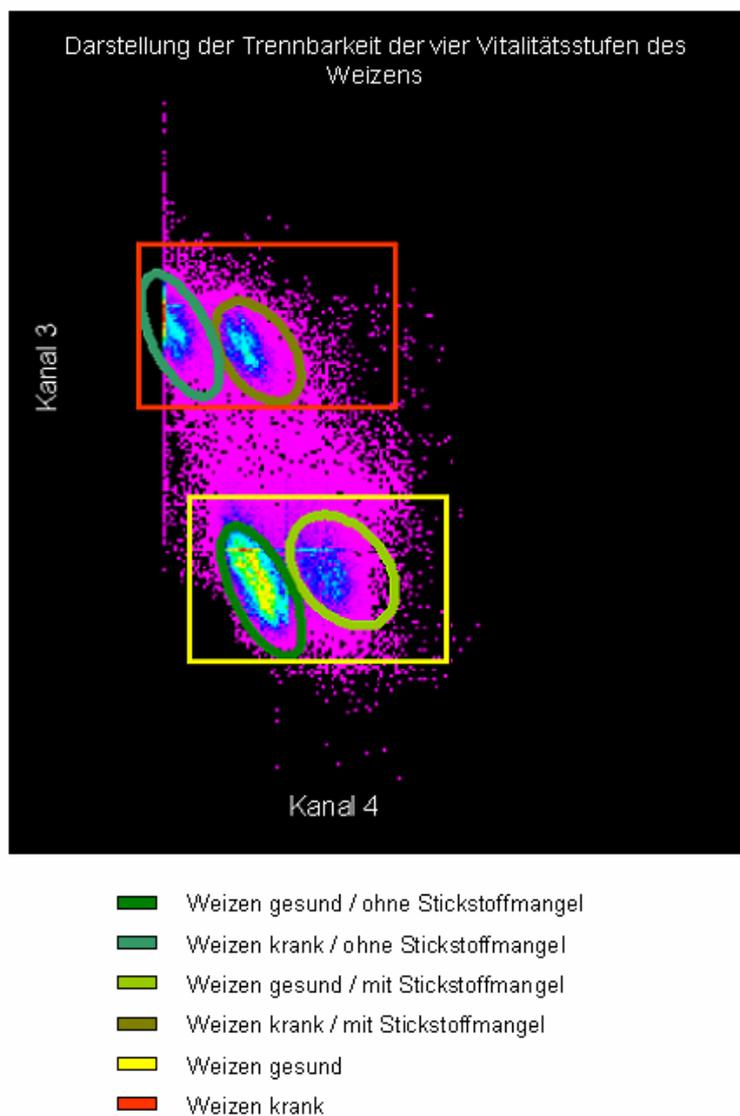


Abbildung 22: Darstellung der Trennbarkeit der vier Vitalitätsstufen des Weizens im Feature Space
 Quelle: Eigener Entwurf

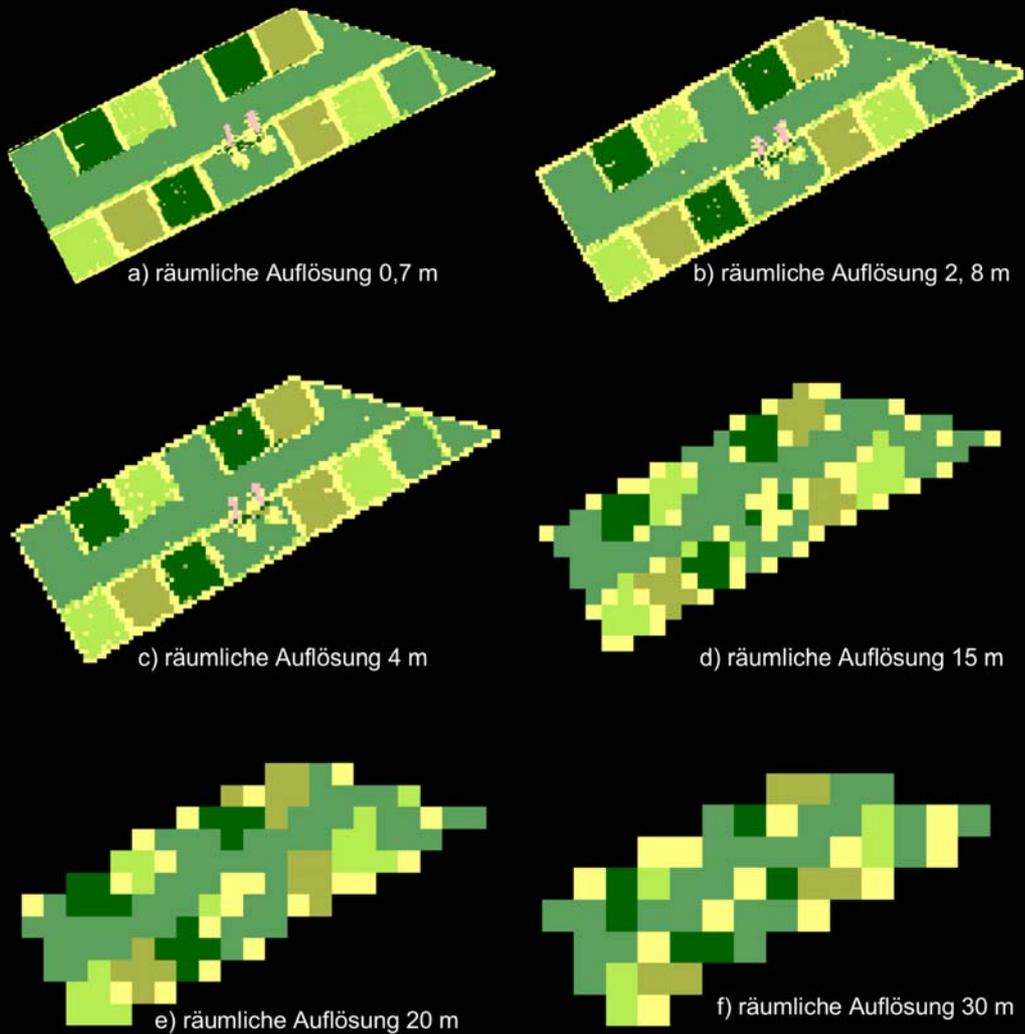
Zur Einschätzung der Güte der Trainingsgebiete wurde zusätzlich eine Trennbarkeitsanalyse auf der Grundlage der „*Jeffries-Matusita-Distanz*“ durchgeführt. Die Bewertung der Trennbarkeit beruht hier sowohl auf den Mittelvektoren als auch auf der Kovarianzmatrix (RICHARDS 1993). Der Wertebereich der „*Jeffries-Matusita-Distanz*“ liegt zwischen 0 und 1414, wobei der Wert 0 eine Untrennbarkeit, der Wert 1414 eine maximale Trennbarkeit der spektralen Signaturen beschreibt. Für die Trainingsgebiete der vier Vitalitätsstufen des Weizens wurden insgesamt hohe Werte der „*Jeffries-Matusita-Distanz*“ erzielt, so dass die gute Trennbarkeit der vier Vitalitätsstufen für alle räumlichen Skalenebenen bestätigt wurde (vgl. Anhang 1, Kap. 16.1).

Im Anschluss an die Signaturanalyse wurden sämtliche generierten Datensätzen zwischen einer räumlichen Auflösung von 1 m und 30 m über die Maximum Likelihood Klassifikation in thematische Karten umgewandelt. In Abbildung 23 sind die Klassifikationsergebnisse für die Datensätze mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m, 2,8 m, 4 m, 15 m, 20 m und 30 m dargestellt. Das Ergebnis der Klassifikation der unterschiedlichen Skalenebenen ergibt ein ähnliches Resultat, wie die visuelle Interpretation der kontinuierlichen Daten (vgl. Kap. 7). Zwischen 0,7 m und 4 m wird die räumliche Struktur des Versuchsfeldes deutlich erfasst. Bei einer räumlichen Auflösung von 15 m kann die teilschlagspezifische Struktur des Versuchsfeldes noch nachvollzogen werden, kleiner Landschaftselemente werden allerdings nicht mehr korrekt erfasst. Eine weitere Verringerung der räumlichen Auflösung führt dazu, dass die teilschlagspezifische Struktur nicht mehr erkannt werden kann.

8.2.4 Überprüfung und Beurteilung der Klassifikationsergebnisse

Die Ergebnisse der Klassifikation wurden mittels Zufallspunkten evaluiert. Die Anzahl der gesetzten Punkte wurde mit der Abnahme der räumlichen Auflösung verändert. Die Anzahl der Punkte beträgt zwischen einer räumlichen Auflösung von 1 m bis 9 m 100 Punkte, zwischen 10 m und 12 m räumlicher Auflösung wurden 50 Punkte und zwischen 13 m und 30 m wurden 25 Punkte gesetzt. Die Ergebnisse der Validierung sind im Anhang 2 und 3 (Kap. 16.2 & 16.3) in Form einer „*Error-Matrix*“ und eines „*Accuracy-Report*“ mit Hersteller- und Nutzergenauigkeit sowie der Gesamtgenauigkeit der Klassifikation dargestellt. Die Herstellergenauigkeit gibt das Verhältnis der Anzahl der zwischen Referenzdaten und Klassifikation übereinstimmenden Punkten einer Klasse zur Gesamtanzahl der für diese Klasse gesetzten Punkte an. Im Gegensatz hierzu berechnet sich die Nutzergenauigkeit aus dem Verhältnis der Anzahl der richtig klassifizierten Punkte zur Spaltensumme, d.h. der Gesamtzahl der Referenzdaten dieser Klasse. Die Nutzergenauigkeit zeigt somit an, zu welchem Prozentsatz die einzelnen Klassen richtig klassifiziert wurden. Ebenso gibt die Nutzergenauigkeit die Prozentzahl der falsch zugewiesenen Klassen an. Schließlich ergibt sich die Gesamtgenauigkeit der Klassifikation aus dem Verhältnis der korrekt klassifizierten Punkte zur Gesamtzahl der gesetzten Punkte (VOGT 1990, LILLESAND & KIEFER 2000).

Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation für unterschiedliche räumliche Auflösungen



Landbedeckungsklassen

- Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel
- Weizen krank / ohne Stickstoffmangel
- Weizen gesund / mit Stickstoffmangel
- Weizen Krank/ mit Stickstoffmangel
- Boden
- Strommast



Datengrundlage: QuickBird-2 Bild
(25.06.2002)

Abbildung 23: Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation für die räumlichen Auflösungen 0,7 m, 2,8 m, 4 m, 15 m, 20 m und 30 m – Datengrundlage QuickBird-2 Bild vom 25.06.2002 -
Quelle. Eigener Entwurf

Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung nimmt die Gesamtgenauigkeit der Klassifikationsergebnisse ab. Während für die Klassifikation der QuickBird-2 Daten mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m eine Gesamtgenauigkeit von 93 % ermittelt wird, beträgt diese bei einer Verringerung der räumlichen Auflösung auf 30 m nur noch 55 %. Aus Abbildung 24 ist ersichtlich, dass sich die Veränderung der räumlichen Auflösung zwischen 0,7 m und 3 m nur gering auf die Güte der Klassifizierung im Sinne der Gesamtgenauigkeit auswirkt. Zwischen einer räumlichen Auflösung von 3 m und 4 m kann ein erster stärkerer Rückgang der Gesamtgenauigkeit von 90 % auf 85 % festgestellt werden. Hieran schließt sich bis zu einer räumlichen Auflösung von 20 m ein kontinuierlicher Rückgang der Gesamtgenauigkeit von 85 % auf 72 % an.

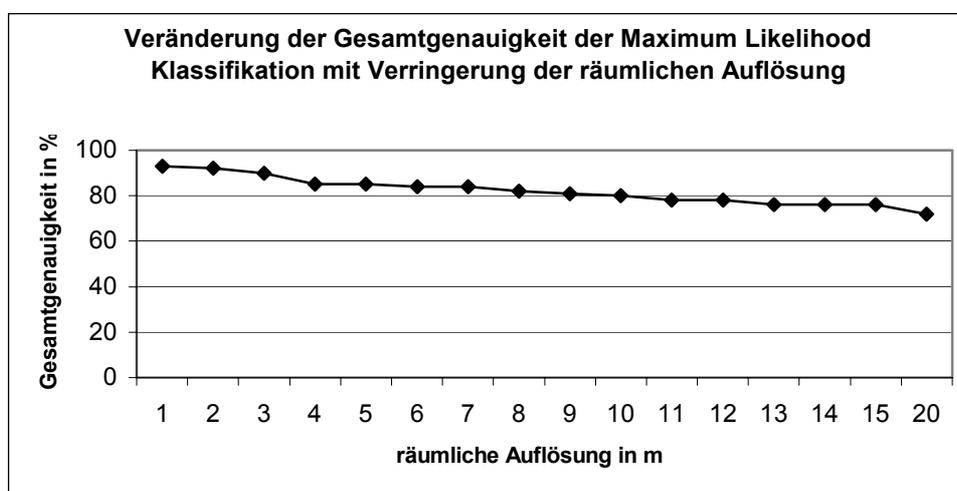


Abbildung 24: Veränderung der Gesamtgenauigkeit der Maximum Likelihood Klassifikation des Winterweizenversuchs mit Verringerung der räumlichen Auflösung
Quelle: Eigener Entwurf

Betrachtet man den Rückgang der Genauigkeit zwischen 1 m und 10 m, 10 m und 20 m und 20 m und 30 m, so fällt auf, dass der Rückgang der Genauigkeit zwischen 1 m und 10 m und 20 m und 30 m wesentlich höher ausfällt, als zwischen 10 m und 20 m. Während der Rückgang der Genauigkeit zwischen 1 m und 10 m 13 % und zwischen 20 m und 30 m 20 % beträgt, erfolgt zwischen 10 m und 20 m nur eine Abnahme von 8 %. Dementsprechend wirkt sich die abnehmende räumliche Auflösung vor allem zwischen 1 m und 10 m und zwischen 20 m und 30 m auf das Klassifikationsergebnis aus (vgl. Abb. 25).

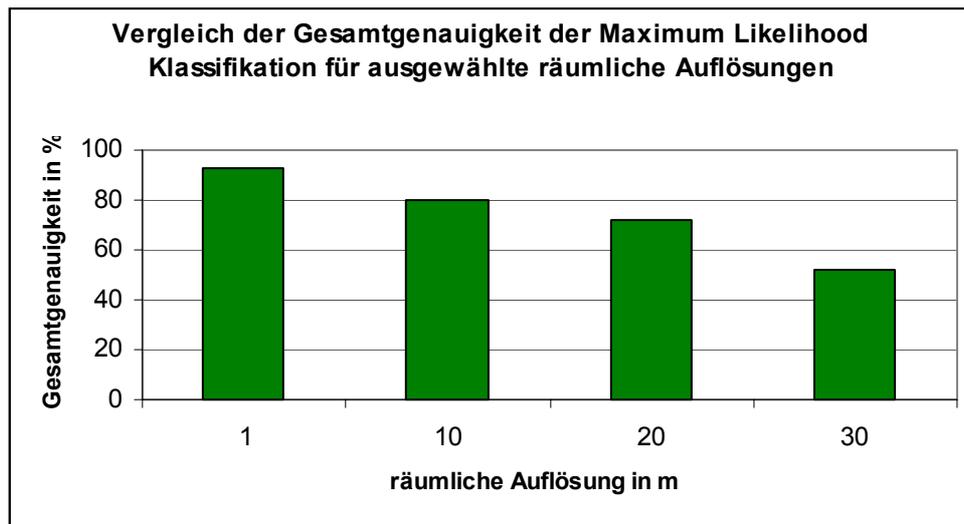


Abbildung 25: Vergleich der Gesamtgenauigkeit der Maximum Likelihood Klassifikation für ausgewählte räumliche Auflösungen

Quelle: Eigener Entwurf

Zusammenfassung der Ergebnisse

- Über die Methode der Maximum Likelihood Klassifikation konnte die Landbedeckungsklassen des „Subset“ der QuickBird-2 Szene vom 25.06.2002 sehr gut erfasst werden. Die Klassifikationsgenauigkeit der QuickBird-2 Daten mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m beträgt 93 %.
- Aufgrund der geringen Flächenanteile der Klasse „Strommast“ wird diese Klasse nur bis zu einer räumlichen Auflösung von 4 m erfasst.
- Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung nimmt die Gesamtgenauigkeit der Klassifikation und somit die Genauigkeit der Erfassung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden ab (vgl. Haupthypothese 1, Kap. 1). Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung stellt sich der Rückgang der Klassifikationsgenauigkeit in Form eines linearen Zusammenhangs dar.

9 Digitale Erfassung von teilschlagspezifischen Strukturen - Subpixelklassifikation

Digitale Fernerkundungsdaten liegen als zweidimensionale Rasterdaten mit einer definierten räumlichen Auflösung vor. In Kapitel 2 wurde bereits auf die Problematik der Mischpixelbildung eingegangen. Diese wirkt sich häufig negativ auf die Auswertung von Fernerkundungsdaten und auf die Ableitung von thematischen Karten aus (FOODY & COX 1994). Traditionelle Klassifikationsverfahren erlauben eine Trennung verschiedener Landbedeckungsklassen nur in der Größenordnung eines Pixels. Liegen Mischpixel in einer Fernerkundungsszene vor, ist eine Unterscheidung zwischen den Landbedeckungsklassen, die am Aufbau der Mischpixel beteiligt sind, auf der Grundlage traditioneller Algorithmen nicht möglich. Somit ist eine Unterscheidung zwischen verschiedenen Landbedeckungen durch die räumliche Auflösung des Sensors begrenzt und eine detaillierte Unterscheidung von Landbedeckungsklassen auf Grundlage der meisten operationellen Sensorsysteme nicht möglich (SCHMIDT & SCHOETTKER 2004). LU et al. (2002) beschreiben die Mischpixelproblematik bei der Anwendung traditioneller Klassifikationsalgorithmen als die grundlegende Fehlerquelle der Klassifikation und entsprechend als die bedeutendste Ursache geringer Klassifikationsgenauigkeiten.

Alternative Klassifikationsmethoden basieren auf spektralen Mischungsanalysen. Im Gegensatz zu konventionellen Klassifikationsalgorithmen, die mehrere Pixel zu Landbedeckungsklassen zusammenfügen, erfolgt auf der Grundlage der spektralen Entmischung die Identifikation bestimmter Oberflächen innerhalb einzelner Pixel (ATKINSON et al. 1997, BROWN et al. 2000). Trotz dieses abweichenden Ansatzes werden spektrale Mischungsanalysen den Klassifikationsmethoden zugeordnet (SCHOWENGERDT 1997), da letztlich auch über die spektrale Entmischung thematische Datensätze erzeugt werden. Die spektrale Entmischung bietet die Möglichkeit, Objekte zu detektieren bzw. zu klassifizieren, die kleiner als die Pixelgröße sind (ROBERTS et al. 1997). Infolgedessen besteht das Ziel dieser Klassifikationsmethoden darin, die prozentualen Flächenanteile bestimmter Oberflächen an einem Mischpixel zu bestimmen (DEFRIES et al. 2000, TAN 2003). Hieraus resultiert sowohl die Möglichkeit einer präziseren Erfassung der Landoberfläche auf der Grundlage von Fernerkundungsdaten mit einer geringen räumlichen Auflösung als auch die Erfassung von kleinräumigen und inhomogenen Strukturen.

Es existieren zahlreiche wissenschaftliche Arbeiten zum Vergleich der Klassifikationsgenauigkeit traditioneller Klassifikationsansätze, wie z.B. der Maximum Likelihood Klassifikation, mit der Genauigkeit spektraler Entmischungsmodelle (u.a. CROSS & SETTLE 1991, TAN 2003). Die Ergebnisse dieser Arbeiten zeigen, dass die Klassifikationsgenauigkeit der spektralen Entmischung die der traditionellen Klassifikationsergebnisse deutlich übersteigt.

Bevor eine Methode zur spektralen Entmischung der originalen und resampelten QuickBird-2 Daten vorgestellt wird, erfolgt die Beschreibung des theoretischen Hintergrunds und der Entwicklung der spektralen Entmischung. Die Anwendung der spektralen Entmischung auf die originalen und resampelten QuickBird-2 Daten erfolgt auf der Grundlage folgender **Hypothesen**³⁵:

- Teilschlagsspezifische Pflanzenschäden können aus räumlich gering auflösenden Fernerkundungsdaten über die Methode der spektralen Entmischung besser erfasst werden, als über eine Maximum Likelihood Klassifikation.
- Die erreichbare Gesamtgenauigkeit der spektralen Entmischung ist besser als die der Maximum Likelihood Klassifikation.

9.1 Theorie und Hintergrund der spektralen Entmischung

9.1.1 Lineare Mischung – Mischpixelbildung

Das Konzept der linearen spektralen Entmischung beruht auf der Annahme einer linearen Mischung der spektralen Reflektion der in einem Mischpixel vorkommenden Oberflächen. Der gemischte Wert eines Pixels entsteht durch die Integration der reflektierten Strahlung über einem gemischten, heterogenen „Instantaneous Field of View“(IFOV). Durch das Auftreten verschiedener Materialien und deren unterschiedlichen spektralen Eigenschaften innerhalb eines Pixels, entsteht eine lineare Kombination der reinen auftretenden Komponentenspektren. Die vorkommenden Komponenten werden je nach Ansatz als „Endmember³⁶“ oder als „Material of Interest“ (MOI³⁷) bezeichnet. Demnach ergibt sich die lineare Mischung eines heterogenen Pixels im Idealfall aus einem gewichteten Mittel aller vorhandener Endmember (SCHOWENGERDT 1997). Die Gewichtung der Mittelbildung bezieht sich auf die Flächenanteile, die so genannten Abundanzen, der Endmember an der Pixelfläche. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 26 schematisch dargestellt.

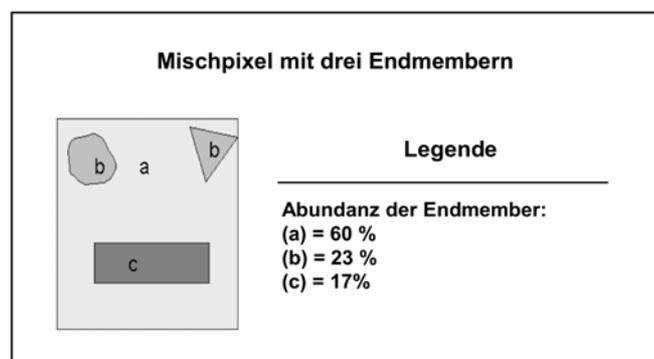


Abbildung 26: Schematische Darstellung der Abundanzen der Endmember innerhalb eines Mischpixels - Quelle: verändert nach SCHOWENGERDT, 1997: 449

³⁵ Diese Hypothesen stehen im engen Zusammenhang zu der Haupthypothese 3 dieser Arbeit (vgl. Kap.1).

³⁶ Traditionelle Bezeichnung innerhalb der spektralen Entmischung

³⁷ Begriff wurde im Zusammenhang mit der Entwicklung des Tools des „Subpixel Classifiers“ unter ERDAS / IMAGINE geprägt. In dieser Arbeit wird trotz der Verwendung dieser Software der traditionelle Begriff „Endmember“ benutzt

Da jeder einzelne Endmember durch sein eigenes Reflexionsspektrum repräsentiert wird, setzt sich das Mischpixel aus der Summe der Produkte der einzelnen Spektren der Endmember mit ihrer jeweiligen Abundanz zusammen.

9.1.2 Lineare spektrale Entmischung

Die lineare spektrale Entmischung beruht auf der Annahme, dass ein reflektiertes Spektrum in seine verschiedenen Komponenten zerlegt werden kann (ADAMS et al. 1993, ROBERTS et al. 1998, USTIN et al. 1999). Das Ziel der linearen spektralen Entmischung besteht in der Charakterisierung der spektralen Komponenten eines Mischpixels. Zur vollständigen Entmischung eines Mischpixels müssen zwei Voraussetzungen erfüllt sein, da der Prozess der spektralen Entmischung auf der Kenntnis der spektralen Eigenschaften aller vorkommender Oberflächen, d.h. aller vorkommenden Endmembers, in einem Mischpixel beruht:

- Genaue Kenntnis über alle vorkommenden reinen Oberflächen (Endmember)
- Genaue Kenntnis über deren Referenzspektren.

Jedes Pixel wird auf der Grundlage der spektralen Eigenschaften der Endmember hinsichtlich der Anteile der verschiedenen Endmember am Gesamtspektrum des Pixels analysiert. Sind nicht alle Endmember bekannt, ergibt sich ein so genanntes Restspektrum.

Die Kenntnis über die spektralen Eigenschaften der Endmember kann entweder aus den Bilddaten gewonnen werden („Bildendmember“) oder aus am Boden erfolgten Spektralmessungen stammen („Referenzendmember“) (SMITH et al. 1990 a). Während bei der Nutzung von Bildendmembers eine radiometrische Korrektur nicht zwingend erforderlich ist, muss diese bei einer spektralen Entmischung auf der Grundlage von Referenzendmembers durchgeführt werden. Nur so können die spektralen Signaturen mit den spektralen Geländemessungen verglichen werden (SMITH et al. 1990 a, SETTLE & DRAKE 1999).

Bei der Anwendung linearer Mischungsmodelle zur Erfassung unterschiedlicher Vitalitätsstufen der Vegetation muss berücksichtigt werden, dass die linearen Mischungsmodelle nur einfache Streuungsprozesse berücksichtigen. Die Reflexion von Vegetation lässt sich häufig, aufgrund der Komplexität der Reflexion sowohl der Einzelpflanzen als auch der Bestände (Mehrfachstreuung), nicht durch einfache Streuungsprozesse erklären (GUYOT 1990) (vgl. Kap. 2). Trotz dieser Einschränkung liegt der Vorteil linearer Entmischungsmodelle gegenüber traditionellen Klassifikationsansätzen in der Möglichkeit, Objekte auf Subpixelniveau zu erfassen. Dieser Ansatz erlaubt zudem nicht nur eine qualitative Erfassung, sondern ermöglicht quantitative Aussagen über den prozentualen Flächenanteil der jeweiligen Endmember auf der Ebene eines Pixels. Ein weiterer

Vorteil ergibt sich für die Erfassung von Vegetationsflächen mit einer geringen Bestandsdichte. Im Gegensatz zu Vegetationsindizes hat der pedologische Hintergrund keinen Einfluss auf das erzielte Ergebnis (GUYOT 1990).

9.1.3 Einsatzgebiete der spektralen Entmischung

Erste Analyseansätze zur spektralen Entmischung von Mischpixeln entstanden mit der ersten LANDSAT-Generation, dem LANDSAT-MSS Sensor (DETMENDY & PACE 1972, HORWITZ et al. 1975³⁸). Mitte der 1980er Jahre entwickelte sich die Methode zu einem „*als semi-operationell zu bezeichnenden Ansatz*“ (HOSTERT, 2001: 102). Diese Entwicklung stand nach SINGER & MCCORD (1979³⁹) und ADAMS & SMITH (1986⁴⁰) vor dem Hintergrund der Mond- und Marsmissionen der NASA. Hier wurden Lösungen zur berührungsfreien Analyse der gewonnenen Multispektraldaten gesucht. In der Folgezeit wurden verschiedene Verfahren zur linearen und zur nicht-linearen Entmischung von Mischpixeln entwickelt (ICHOKU & KARNIELI 1996). Insgesamt zeigt die Literatur, dass die Methode der linearen Entmischung häufiger als nicht-lineare Methoden zum Einsatz kommt. Diese Tatsache erklärt HOSTERT (2001) mit eingeschränkte a priori Kenntnissen über vorhandene Oberflächen. Die lineare Mischungsanalyse wird primär zur Klassifikation von heterogenen Landbedeckungen eingesetzt, die sich in Fernerkundungsdaten in Form von Mischpixeln darstellen. Am Beispiel der Stadt Dresden demonstrieren SEGL & ROESSNER (1999) und ROESSNER et al. (2001), dass die Methode der linearen spektralen Entmischung gegenüber traditionellen Klassifikationsmethoden deutliche Vorteile bringt. In urbanen Räumen existieren eine Vielzahl an kleinräumigen Landschaftselementen, die in der Regel nur in Form von Mischpixeln vorliegen. Infolgedessen können Landschaftselemente, wie z.B. Autobahnen, zwar visuell wahrgenommen werden, eine digitale Erfassung mit traditionellen Klassifikationsmethoden ist jedoch nicht möglich. SALN (1995) zeigt am Beispiel der Subpixel-Lokalisation von Highways, dass die digitale Erfassung dieser linearen Landschaftselemente mittels linearer Entmischungsmodelle zu zufrieden stellenden Ergebnissen führt.

Die spektrale lineare Entmischungsanalyse wird ebenfalls zur Klassifikation unterschiedlicher Vegetationsarten erfolgreich eingesetzt (Roberts et al. 1993, SETTLE & DRAKE 1993, USTIN et al. 1996, COCHRANE & SOUZA 1998, AGUIAR et al. 1999, PETROU 1999, USTIN et al. 1999, DEFRIES et al. 2000, USTIN & XIAO 2001, OKI et al. 2002, THESERIRA et al. 2002, SCHMIDT & SCHOETTKER, 2004). SETTLE & DRAKE (1993) setzen die spektrale Entmischung beispielsweise zur Unter-

³⁸ Zitiert aus HOSTERT (2001):

Detchmندی, D.M. & W.H. Pace (1972): A model for spectral signature variability for mixtures. In: Proc. Earth Resources Observations and Information Analysis Conf., Tullahoma Tennessee, pp. 596-620.

Horwitz, H.M., Lewis, J.T. & A.P. Pentland (1975): Estimating Proportions of objects from multispectral scanner data. Final Report, NASA Contract NAS9-14123, NASA-CR-141862, Environmental Research Institute, Michigan.

³⁹ Zitiert aus Hostert (2001): Singer, R.B. & T.B. McCord (1979): Large scale mixing of light and dark surface materials and implications for the analysis of spectral reflectance. In: Proc. 10th Lunar Planet Science Conference, pp. 1835-1848.

⁴⁰ Zitiert aus Hostert (2001): Adams, J.B. & M.O. Smith (1986): Spectral Mixture Modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 Site. In: Journal of Geophysical Research 91, pp. 8098-8112.

scheidung verschiedener Waldtypen ein. Ebenfalls wird die spektrale Entmischung von PRIEMER & LOHMANN (2001) zur Erfassung der Bestandsdichte ausgewählter Baumarten in Wäldern von Niedersachsen genutzt. Auf der Grundlage von AVHRR Daten setzen DEFRIES et al. (2000) die Methode der spektralen Entmischung zur globalen Vegetationscharakterisierung ein. Auf der Grundlage einer 12-jährigen AVHRR-Zeitreihe wurden die Veränderungen der Landbedeckungsklassen Wald-, Kraut- und Strauchvegetation sowie Boden erfasst. SCHMIDT & SCHOETTKER (2004) verwenden zur spektralen Entmischung Landsat-ETM+ Daten und zeigen, dass über die Kombination einer linearen spektralen Entmischungsanalyse mit einem wissensbasierten Ansatz eine detaillierte Erfassung der Vegetation des Tazenakt-Beckens in Süd-Marokko mit einer Klassifikationsgenauigkeit von 96 % möglich ist.

Ferner wird die spektrale lineare Entmischung erfolgreich in Analysen zur Veränderung der Landoberfläche eingesetzt (ADAMS et al. 1995, ROBERTS et al. 1997, ROBERTS et al. 1998, USTIN et al. 1998, ELMORE et al. 2000, ROGAN et al. 2002). KRESSLER & STEINNOCHER (1995) führen auf der Grundlage der linearen spektralen Entmischung eine „*Change Detektion*“ für die Stadt Wien zwischen 1986 und 1991 durch. Die erzielten Ergebnisse zeigen eine gute Erfassung der Veränderungen innerhalb eines Stadterweiterungsgebietes im Nordosten von Wien.

Darüber hinaus kommt die spektrale Entmischungsanalyse zur Beantwortung agrarwissenschaftlicher Fragestellung zum Einsatz. Beispielsweise nutzen MCNAIRN et al. (2001) die Methode der spektralen Entmischung zur Bestimmung der Ausbreitung bestimmter Kulturpflanzen innerhalb größerer Untersuchungsgebiete. Des Weiteren findet die Methode der spektralen Entmischung Einsatz in der Zustandsbeschreibung von landwirtschaftlichen Kulturpflanzen auf der Teilschlagenebene. DEGUISE et al. (1998) zeigen, dass über die spektrale Entmischung von flugzeuggestützten hyperspektralen Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) Daten die Erfassung unterschiedlicher Vegetationsdichten innerhalb von Kartoffelfeldern möglich ist. Die Ergebnisse weisen eine hohe Korrelation zwischen den Ertragsparametern, wie z.B. der Biomasse, und den Pixelanteilen der Landbedeckungen „*Hohe Vegetationsdichte*“ und „*Geringe Vegetationsdichte*“ auf.

9.2 Methodische Durchführung der spektralen linearen Entmischung

Die lineare spektrale Entmischung wurde mit dem AAI (Applied Analysis Inc.) *Imagine Subpixel Classifier* unter ERDAS IMAGINE 8.6 durchgeführt. Der Vorteil dieser Methode im Vergleich zu alternativen Entmischungsanalysen, wie z.B. dem „*Linear Mixing Model*“ (LMM) (SMITH et al. 1990 b), ist der, dass die Klassifikation des Bildes für jeden Endmember separat durchgeführt wird. Infolgedessen wird mit dem AAI *Imagine Subpixel Classifier* für jeden Endmember ein einzelnes Ergebnisbild berechnet.

Die Tatsache, dass nicht alle Endmember in einem Klassifikationsschritt erfasst werden müssen, hat den Vorteil, dass nicht alle im Bildausschnitt vorhandenen Endmember bekannt sein müssen. Entsprechend kann die Entmischung für ausgewählte Endmember durchgeführt werden. Liegt das Interesse beispielsweise in der Erfassung von Weizenflächen mit Stickstoffstress, so kann die Klassifikation nur für diesen Endmember durchgeführt werden. Ein weiterer Vorteil besteht darin, dass die Anzahl der zu klassifizierenden Endmember nicht von der Anzahl der spektralen Kanäle des zu klassifizierenden Datensatzes abhängig ist. Für alternative Entmischungsanalysen wie die *LMM-Methode* wird in der wissenschaftlichen Literatur die Beziehung zwischen der Anzahl der spektralen Kanäle und der Anzahl der Endmember diskutiert und folgende Regel aufgestellt: Generell gilt, dass die Anzahl der Endmember nicht größer als die Anzahl der Kanäle plus eins sein darf (SETTLE & DARK 1993). Somit ergibt sich für die *LMM-Methode* der Nachteil, dass bei einem Datensatz mit einer geringen spektralen Auflösung nur eine geringe Anzahl an Endmembers klassifiziert werden kann. Infolgedessen können für eine Szene typische Endmember (wie z.B. Schatten, Boden, Wasser und Vegetation) erfasst und klassifiziert werden. Eine Detektion spezifischer Endmember (wie z.B. unterschiedliche Vegetationsarten oder verschiedene Vitalitätsstufen der Vegetation) kann jedoch nicht durchgeführt werden (SMITH et al. 1990 b). Bei der linearen Entmischung über den *AAI Imagine Subpixel Classifier* besteht diese Einschränkung nicht, da jeder Endmember in einem separaten Klassifikationsprozess aus dem ursprünglichen Bild erfasst wird. Infolgedessen werden über den *AAI Imagine Subpixel Classifier* zum einem auch für Datensätze mit einer geringen spektralen Auflösung gute Klassifikationsergebnisse erzielt. Zum anderen ermöglicht der *AAI Imagine Subpixel Classifier* die Abgrenzung von spektral ähnlichen Oberflächen mit einem geringen Pixelanteil am betrachteten Pixel (HUGUENIN et al. 1997).

Die Durchführung der spektralen Entmischung teilt sich in mehrere Arbeitsschritte auf. Die Grundlage der spektralen Entmischung stellt die Auswahl adäquater Endmember dar. Infolgedessen wurden verschiedene Verfahren der Endmemberselektion zur Auswahl der Endmember kombiniert (vgl. Kap. 9.2.1). Im Anschluss wurde die spektrale Entmischung bzw. Subpixelklassifikation mit dem *AAI Imagine Subpixel Classifier* sowohl für das originale QuickBird-2 Bild, als auch für die synthetischen Bilddaten durchgeführt. In Abbildung 27 ist der Ablauf der spektralen Entmischung schematisch dargestellt.

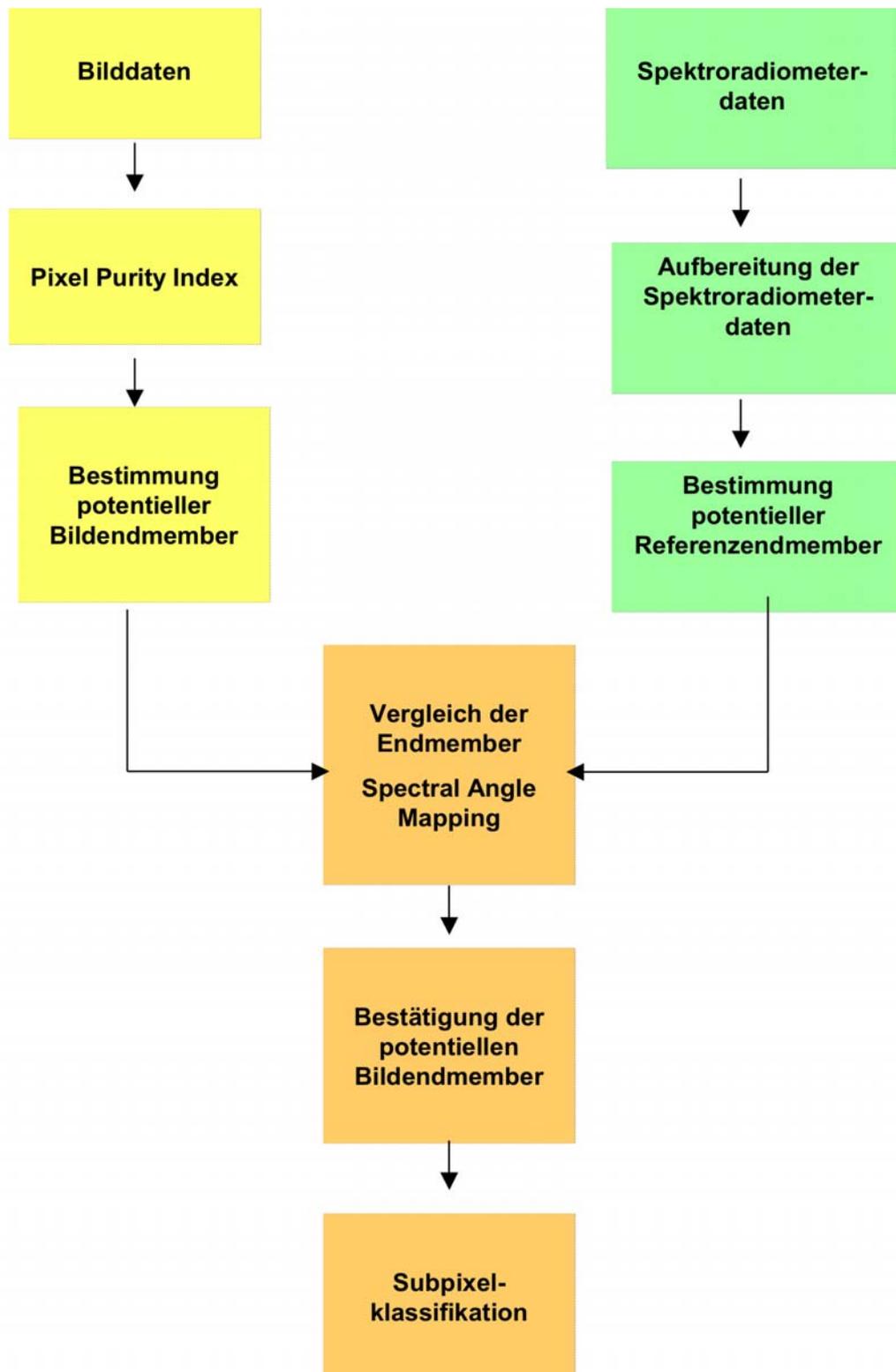


Abbildung 27: Schematische Darstellung der Durchführung der linearen Entmischung
Quelle: Eigener Entwurf

9.2.1 Endmemberselektion

Die Güte der Subpixelklassifikation wird durch die Auswahl adäquater Endmember bestimmt (ELMORE et al. 2000, SHRESTHA et al. 2002). Um eine hohe Qualität der spektralen Entmischung zu sichern, müssen die Endmember die Bedingung der Reinheit erfüllen.

Zur Selektion der Endmember werden mehrere Methoden unterschieden. Zum einem existieren verschiedene mathematisch-statistische Methoden zur Auswahl geeigneter Endmember. Zum anderen kann die Selektion der Endmember auf der Grundlage der Geländekenntnis des Bearbeiters erfolgen. Nach TOMPKINS et al. (1997) setzt sich die ideale Selektion der Endmember aus der Kombination beider Methoden zusammen, bei der über die mathematisch-statistischen Methoden eine objektive Vorauswahl der Endmember getroffen wird und diese anschließend auf der Grundlage des Expertenwissens des Bearbeiters einer Kontrolle unterzogen und gegebenenfalls optimiert wird.

Um eine optimale Auswahl an Endmembers für die Subpixelklassifikation zu treffen, wurden sowohl Bildendmember als auch Referenzendmember mit in die Analyse einbezogen. Zunächst wurden potentielle Bildendmember direkt aus den Fernerkundungsdaten abgeleitet. Durch diese Ableitung konnte die Relevanz der ausgewählten Spektren für den im Datensatz abgedeckten Spektralraum gewährleistet werden. In einem anschließenden Schritt wurden die potentiellen Bildendmember mit Referenzendmembers verglichen. Diese wurde aus den Spektroradiometerdaten abgeleitet. Schließlich wurde über den Vergleich der potentiellen Bildendmember mit den Referenzendmembers die Auswahl reiner Bildendmember garantiert.

Auswahl der Bildendmember

Für die Auswahl von Bildendmembers können unterschiedliche Methoden, wie z. B. die Hauptkomponentenanalyse (CROSS & Settle 1991), der Einsatz Neuronaler Netze (GRACÍA-HARO et al. 1999) oder der Pixel Purity Index (PPI) (BOARDMAN et al. 1993, BOARDMAN et al. 1995) herangezogen werden. Ein detaillierter Vergleich der Methoden zur Endmemberselektion finden sich u.a. bei ADAM et al. (1993) und TOMPKINS et al. (1997). Allen Methoden gemein ist, dass „*extreme*“ Oberflächen aus einem Datensatz selektiert werden.

Die Auswahl potentieller Bildendmember basiert in dieser Arbeit auf der Berechnung des PPIs. Bei diesem Index handelt es sich um einen empirisch abgeleiteten Index, der die Reinheit eines Spektrums beschreibt. Die Berechnung des PPI erfolgt auf der Generierung eines Zufallsvektors in der Dimensionalität des zu analysierenden Bildes. Auf diesen Vektor werden die Bildelemente des Bildes projiziert. Über die Lage der Pixel zum Vektor werden die Pixel bestimmt, die über ein extremes spektrales Verhalten verfügen. Die Ausweisung der als extrem geltenden Pixel, wird vom

Bearbeiter über die Festlegung eines Schwellenwertes bestimmt. Je größer die Anzahl der Iterationen ist, umso besser repräsentieren die ausgewiesenen Bildelemente den multispektralen Datenraum.

In der vorliegenden Arbeit wurde der QuickBird-2 Ausschnitt des Versuchsfeldes 1000 Iterationen unterzogen und der Schwellenwert mit 1,5 angegeben. In der Abbildung 28 ist das PPI- Ergebnisbild für den Winterweizenversuch dargestellt. In diesem Bild sind die Pixel, die am häufigsten als extrem eingestuft wurden, in weißer Farbe hervorgehoben. Diese Pixel stellen potentiellen Endmemberkandidaten dar. Betrachtet man das Ergebnis, so werden für alle vier im Bild enthaltenen Vitalitätsstufen potentielle Endmember ausgewiesen. Auf der Basis des PPI-Bildes wurden aus den als potentielle Endmember geltenden Pixeln für jede Vitalitätsstufe Bildendmember über die Definition von „*Area of Interest*“ (AOI) selektiert.

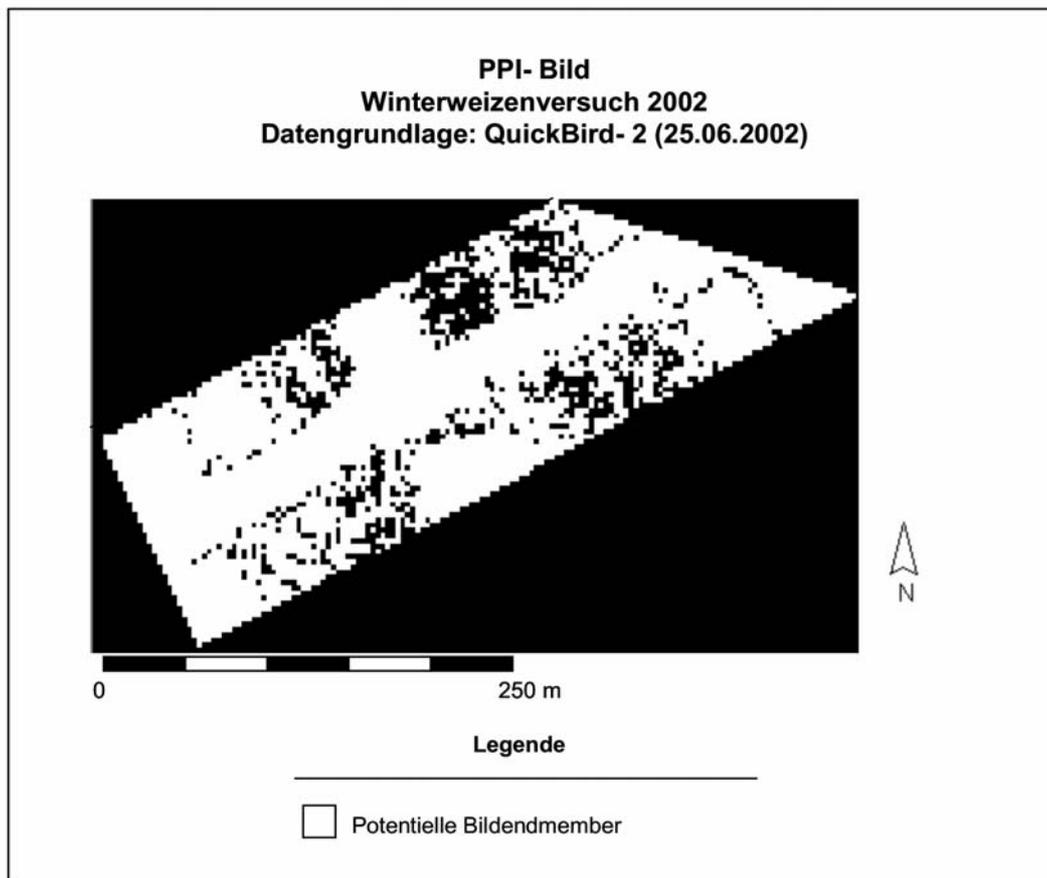


Abbildung 28: PPI-Bild für den Winterweizenversuch – Datengrundlage: Subset des atmosphärisch korrigierten QuickBird-2 Satellitenbildes vom 25.06.2002 (räumliche Auflösung 2,8 m)
Quelle: Eigener Entwurf

Erfassung der Referenzendmember

Zur weiteren Prüfung der Güte der potentiellen Bildendmember wurden, zusätzlich zur PPI Berechnung, die während des Versuchsjahres 2002 durchgeführten Spektroradiometermessungen herangezogen (vgl. Kap. 4). Das Ziel ist es, die am Boden gewonnenen Referenzendmember mit den potentiellen Bildendmembern zu vergleichen und somit die Güte der potentiellen Bildendmember anhand der Bodendaten zu evaluieren.

Vergleich der Bildendmember und der Referenzendmember

Zur Validierung der durch den PPI ausgewiesenen potentiellen Bildendmember wurden diese mit den Referenzendmembern zunächst visuell verglichen. Abbildung 29 zeigt, dass zwischen den potentiellen Bildendmembern und den gemessenen Referenzendmembern eine gute Übereinstimmung besteht.

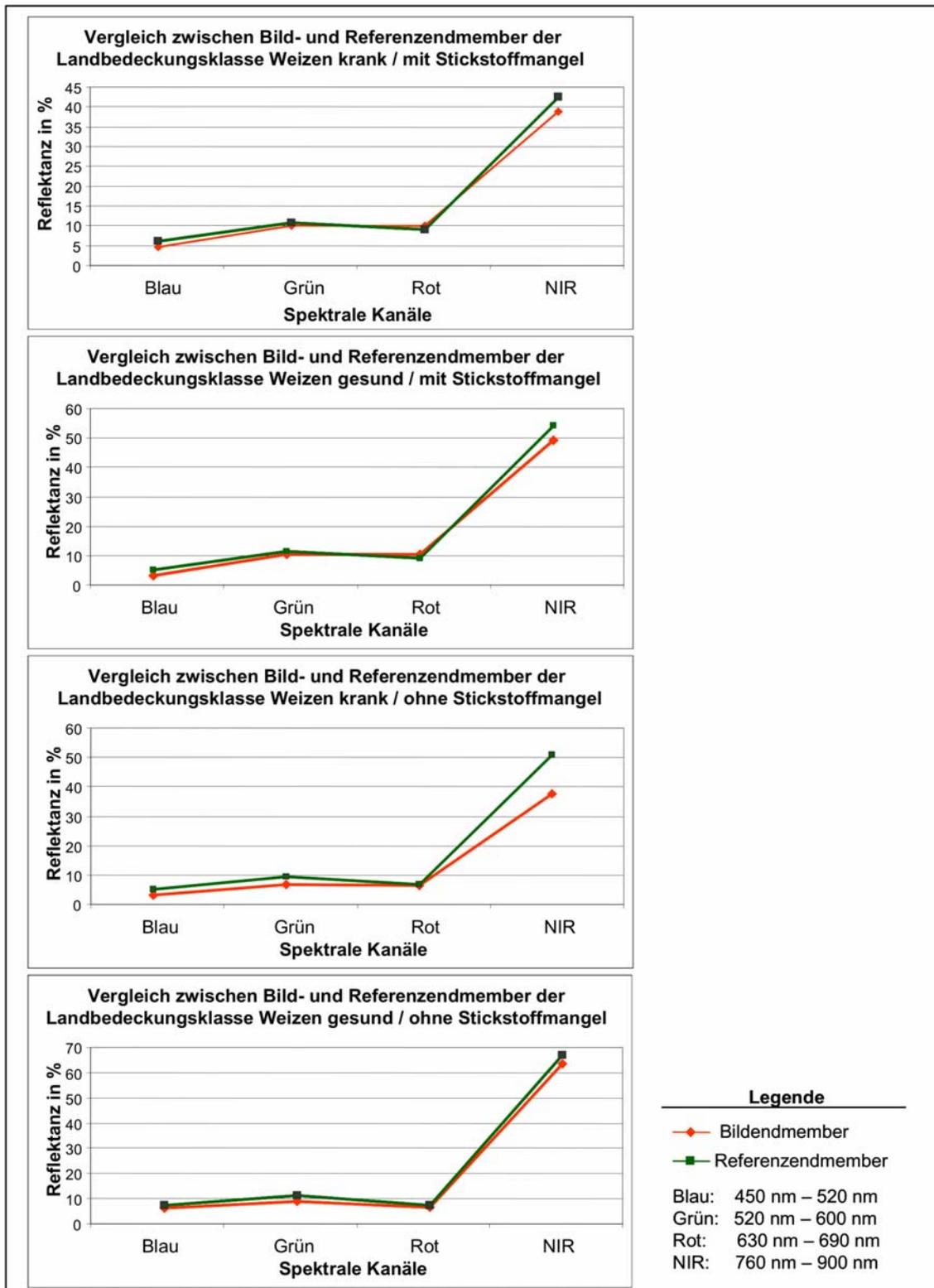


Abbildung 29: Visueller Vergleich zwischen den Bildendmitgliedern und den Referenzendmitgliedern der vier Vitalitätsstufen des Weizens
Quelle: Eigener Entwurf

Zusätzlich zum visuellen Vergleich sollte die Übereinstimmung der potentiellen Bildendmember mit den Referenzendmembern einer quantitativen Überprüfung unterzogen werden. Hierzu existieren verschiedene Verfahren, wie beispielsweise „*Spectral Feature Fitting*“, „*Binary Encoding*“ oder „*Spectral Angle Mapping*“. Die Entscheidung für eine dieser Methoden steht im engen Zusammenhang mit der jeweiligen Fragestellung. Die beiden Techniken „*Spectral Feature Fitting*“ und „*Binary Encoding*“ wurden für spektral hochauflösende Daten entwickelt und stellen aufgrund der geringen spektralen Auflösung der QuickBird-2 Daten kein geeignetes Verfahren zum Vergleich der potentiellen Bildendmember mit den Referenzendmembern dar.

Der Algorithmus „*Spectral Angle Mapping*“ (*SAM*) reagiert weniger sensibel gegenüber der spektralen Auflösung der zu analysierenden Daten, so dass die Funktionalität des Algorithmus auch bei Datensätzen mit einer geringen spektralen Auflösung erhalten bleibt (HOSTERT 2001). Der „*Spectral Angle Mapping*“ stellt einen automatisierten Algorithmus zum Vergleich von Bildendmembern und Referenzendmembern dar (KRUSE et al. 1993). Über den Algorithmus des „*Spectral Angle Mapping*“ wird der Winkel zwischen dem Bild- und Referenzendmember im *n*-dimensionalen Merkmalsraum gemessen. Der Winkel dient hierbei als Maß für die spektrale Ähnlichkeit der beiden Spektren. In Abbildung 30 ist das Funktionsprinzip des *SAM* schematisch dargestellt. Ein Winkel von 0° beschreibt zwei identische Spektren. Mit zunehmendem Winkel nimmt der Unterschied der beiden Endmemberspektren zu (KRUSE et al. 1993, SCHLERF et al. 2002, SHRESTHA et al. 2002).

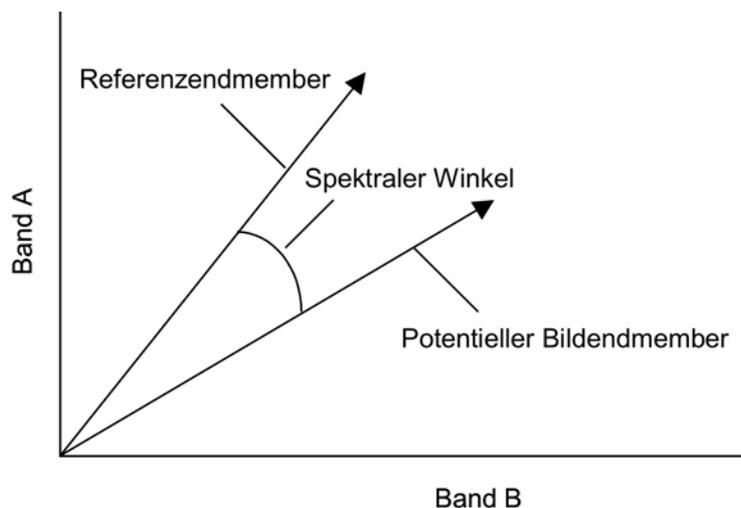


Abbildung 30: Funktionsprinzip des SAM
 Quelle: verändert nach SHRESTHA et al. (2002)

Die SAM-Berechnung wurde mit ENVI 3.6 durchgeführt. Als Ergebnis der SAM wird die Übereinstimmung der Bildendmember mit den Referenzendmember in Form von abgestuften Kennzahlen dargestellt. Der Wertebereich dieser Kennzahlen liegt zwischen 0 und 1, wobei eine Kennung

von 0 keine Übereinstimmung beschreibt und ein Wert von 1 die maximale Übereinstimmung kennzeichnet. Die Ergebnisse der SAM zeigen, dass die potentiellen Bildendmember mit den Referenzendmembern gut übereinstimmen (vgl. Tab. 8). Über diesen Vergleich wurde somit sichergestellt, dass die potentiellen Bildendmember nicht nur den gegebenen Datenraum repräsentieren, sondern auch die Bedingung der Reinheit erfüllen. Infolgedessen wurden die vier abgeleiteten Bildendmember als Grundlage für die Subpixelklassifikation genutzt.

Tabelle 8: Ergebnisse der SAM Analyse

Bildendmember	Referenzendmember	SAM Werte (0 – 1)
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	0,959
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	0,939
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	0,961
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	Weizen krank / mit Stickstoffmangel	0,936

Quelle: Eigener Entwurf

9.2.2 Durchführung der Subpixelklassifikation

Die Subpixelklassifikation wurde mit dem AAI *Imagine Subpixel Classifier* für die Bilder mit einer räumlichen Auflösung zwischen 1 m und 20 m für folgende vier Endmember durchgeführt:

1. Weizen gesund / mit Stickstoffversorgung
2. Weizen krank/ mit Stickstoffversorgung
3. Weizen gesund / ohne Stickstoffversorgung
4. Weizen krank / ohne Stickstoffversorgung

Die ausgewählten Endmember entsprechen den vier Vitalitätsstufen des Winterweizenversuchs (vgl. Kap. 3) sowie vier der sechs Landbedeckungsklassen der Maximum Likelihood Klassifikation (vgl. Kap. 8).

Innerhalb des Klassifikationsprozesses wird in vier unabhängigen Arbeitsschritten geprüft, in welchen Pixeln des Bildausschnittes diese vier Endmember enthalten sind. Die Berechnung erfolgt Pixel für Pixel. Der Klassifikation liegt die Annahme zugrunde, dass jedes Pixel einen gewissen Anteil (f_m) des jeweiligen Endmembers enthält. Dieser Endmemberanteil an einem Pixel liegt zwischen 0 % und 100 %. Beträgt der Pixelanteil weniger als 100%, so entsteht ein Restteil des Pixels. Dieser verbleibende Teil ($1 - f_m$) kann aus einer oder aus der Zusammensetzung mehrerer Oberflächen bestehen. Hieraus ergibt sich für das Pixelspektrum (P_m) folgende Gleichung:

$$P_m = (f_m \times M) + [(1-f_m) \times B_m]$$

(HUGUENIN et al., 1997: 718)

mit

P_m = Pixel des Bildausschnitts

f_m = Flächenanteil des Endmembers

M = Endmember

$1 - f_m$ = verbleibender Rest anderer Oberflächen innerhalb des Pixels (P_m)

B_m = Linearkombination aller übrigen im Pixel auftretenden Materialien

Innerhalb des Klassifikationsprozesses wird der Anteil des Endmembers durch eine Variation von potentiellen Hintergrundspektren bestimmt. Diese Hintergrundspektren sind im AAI *Imagine Sub-pixel Classifier* implementiert. Das Ziel des Vergleichs ist es, über die Subtraktion der potentiellen Hintergrundspektren vom Pixelspektrum, ein Restspektrum zu ermitteln, welches dem Endmemberspektrum möglichst ähnlich ist. Der Vergleich des Hintergrundspektrums mit dem Endmemberspektrum basiert auf einem Ähnlichkeitsmaß. Das Restspektrum gilt dann als gefunden, wenn die Ergebnisse für alle Spektralkanäle größer als Null sind. Sollte keiner der zur Verfügung stehenden Hintergründe diese Bedingung erfüllen, ist eine Bestimmung des Endmembers für dieses Pixel nicht möglich. Der Algorithmus weist es als Pixel ohne Endmember aus. Die Auswahl des Hintergrundspektrums wird für jedes im Bildausschnitt enthaltende Pixel gleichermaßen durchgeführt.

Im Klassifikationsprozess besteht für den Anwender die Möglichkeit, eine Toleranzgrenze festzulegen, mit der das Ergebnis der Subpixelklassifikation optimiert werden kann. Die Wahl der Toleranzgrenze ist von der spektralen Variation des Endmembers abhängig. Je höher die Variation des Endmembers ist, umso höher sollte die Toleranzgrenze gewählt werden. Der Wertebereich dieser Toleranzgrenze liegt zwischen 0,1 und 6,0. Da die vier Endmember nur geringe spektrale Variationen aufweisen, wurde eine Toleranzgrenze von 1,0 gewählt. Ein Herabsetzen der Toleranzgrenze führte dazu, dass zu wenige Pixel erfasst wurden. Aus der Ausweitung der Toleranzgrenze resultierte dagegen eine zu hohe Zuweisung von Pixel zu den einzelnen Klassen.

Darüber hinaus muss die Schrittweite der zu klassifizierenden Subpixelklassen durch den Anwender festgelegt werden. Zur Auswahl stehen folgende drei Möglichkeiten:

- 2 Klassen mit einer Schrittweite von 40%
- 4 Klassen mit einer Schrittweite von 20%
- 8 Klassen mit einer Schrittweite von 10%.

In allen drei Fällen werden Pixelanteile der Endmember von unter 20% nicht erfasst. Für die Klassifikation der Quick-Bird-2 Daten wurde eine Schrittweite von 10% gewählt, d.h. der Flächenanteil der Endmember an den einzelnen Pixeln wurde in folgenden 8 Klassen erfasst:

- 20-30% Pixelanteil des Endmembers
- 30-40% Pixelanteil des Endmembers
- 40-50% Pixelanteil des Endmembers
- 50-60% Pixelanteil des Endmembers
- 60-70% Pixelanteil des Endmembers
- 70-80% Pixelanteil des Endmembers
- 80-90% Pixelanteil des Endmembers
- 90-100% Pixelanteil des Endmembers

Im Ergebnisse der Klassifikation werden, für jeden der vier Endmember getrennt, die Endmemberanteile an jedem Pixel im betrachteten Bildausschnitt dargestellt.

9.2.3 Visuelle Validierung der Ergebnisse der Subpixelklassifikation

Für die Weizenversuchsfläche des „*Dikopshofs*“ wurde die Subpixelklassifikation für die resampelten Datensätze mit einer räumlichen Auflösung zwischen 1 m und 20 m für die folgenden vier Endmember durchgeführt:

- Weizen gesund, ohne Stickstoffmangel
- Weizen krank, ohne Stickstoffmangel
- Weizen gesund, mit Stickstoffmangel
- Weizen krank, mit Stickstoffmangel

Die Beurteilung der Güte der Subpixelklassifikation erfolgte qualitativ über den visuellen Vergleich der räumlichen Verteilung der Endmember mit dem Versuchsaufbau und den erhobenen „*Ground Truth*“ Daten. Der Vergleich der Klassifikationsergebnisse auf der Grundlage der 1 m aufgelösten Daten weist eine sehr gute Übereinstimmung mit dem Versuchsaufbau auf. Das Ergebnisbild der Subpixelklassifikation für den Endmember „*Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel*“ zeigt, dass hauptsächlich Pixel in den Parzellen detektiert werden, die eine betriebsübliche Versorgung mit Fungiziden und Stickstoff erhalten haben. In diesen drei Parzellen sowie in den betriebsüblich behandelten Zwischenräumen werden überwiegend Endmemberanteile von 80-100% ausgewiesen. Zusätzlich wurden geringere Endmemberanteile außerhalb der drei betriebsüblich behandelten Parzellen nachgewiesen. Dies belegt, dass in den Parzellen mit geringer Vitalität kleine Flächenanteile mit gesundem und vitalem Weizen vorhanden sind.

Ebenso verdeutlicht der Vergleich der anderen drei Endmemberergebnisbilder „*Weizen gesund / mit Stickstoffmangel*“, „*Weizen krank / ohne Stickstoffmangel*“ und „*Weizen krank / mit Stickstoffmangel*“ mit den Felddaten (vgl. Abb. 31), dass über die Subpixelklassifikation sehr gute

Übereinstimmungen mit dem Versuchsaufbau erreicht wurden. Hohe prozentuale Pixelanteil (zwischen 80 und 100 %) dieser drei Endmember werden ebenfalls für die Parzellen mit der entsprechenden Behandlung ermittelt. Darüber hinaus werden geringere Pixelanteile (20 bis 30 %) der Endmember außerhalb der entsprechenden Parzellen detektiert.

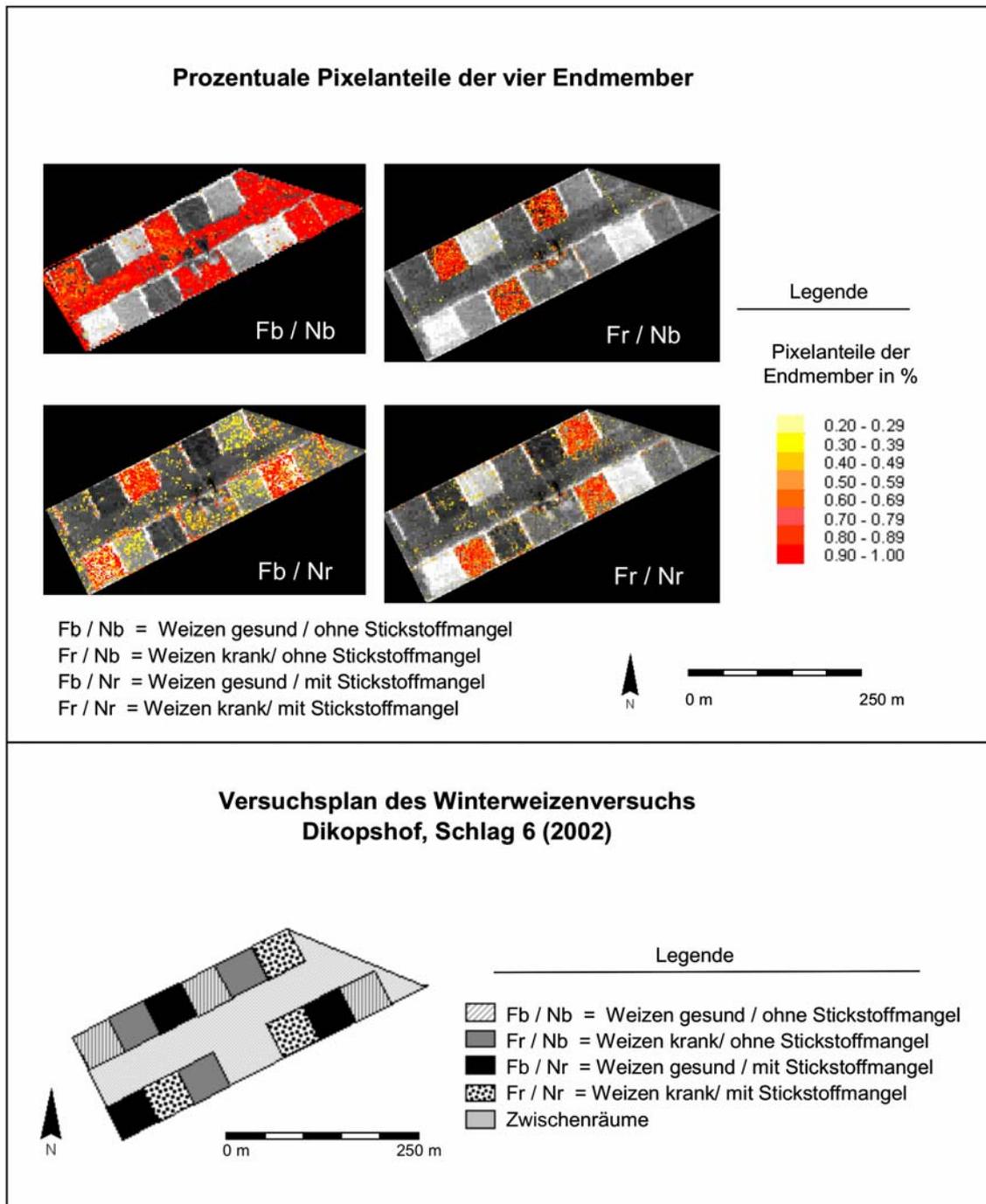
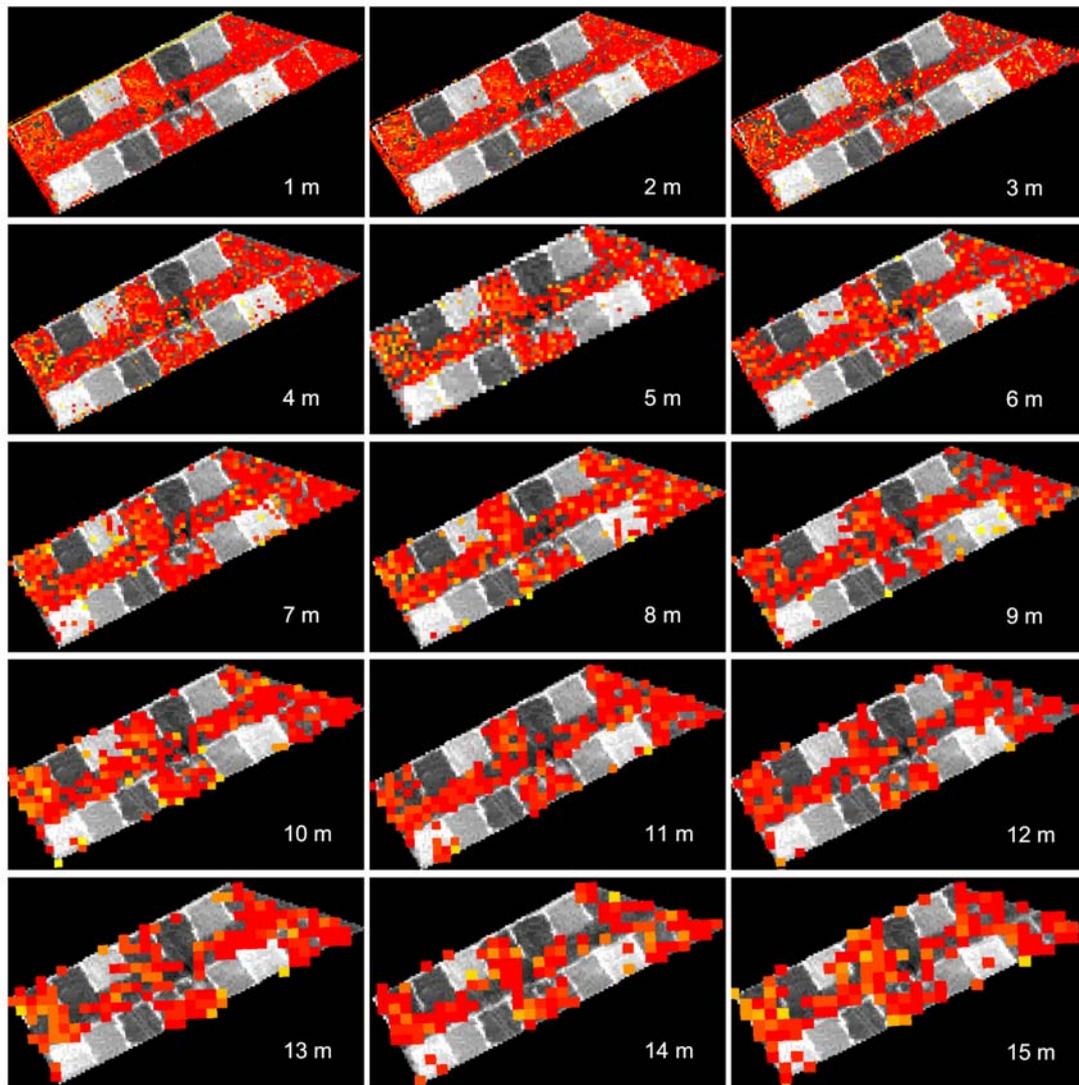


Abbildung 31: Vergleich der Ergebnisse der linearen Entmischung mit dem Versuchsaufbau zur visuellen Validierung der linearen Entmischung (Datengrundlage: QuickBird- Satellitenbild – resampelt auf 1m räumliche Auflösung)

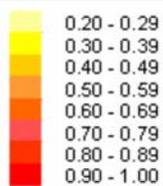
Quelle: Eigener Entwurf

Ebenfalls wurde über den Vergleich mit den Felddaten eine visuelle Validierung der Ergebnisbilder der Subpixelklassifikation mit unterschiedlichen, räumlichen Auflösungen durchgeführt. Die Ergebnisse der Subpixelklassifikation für die vier Endmember sind in den Abbildungen 32 bis 35 dargestellt. Um einen räumlichen Bezug herzustellen, ist den Ergebnisbildern ein auf 1 m räumliche Auflösung resampeltes QuickBird-2 (Kanal 2) unterlegt. Die Ergebnisbilder des Endmembers „*Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel*“ zeigen bis zu einer räumlichen Auflösung von 10 m visuell eine sehr gute Übereinstimmung mit der Struktur des Versuchsaufbaus. Zudem wird die räumliche Struktur des Versuchsaufbaus in den Ergebnisbildern der drei Endmember „*Weizen gesund / mit Stickstoffmangel*“, „*Weizen krank / ohne Stickstoffmangel*“ und „*Weizen krank / mit Stickstoffmangel*“ bis zu einer räumlichen Auflösung von 10 m gut abgebildet. Bei einer weiteren Verringerung der räumlichen Auflösung kommt es zu deutlichen Abweichungen zwischen den Ergebnisbildern der Subpixelklassifikation und dem Versuchsaufbau (vgl. Abb. 32-35) und somit zu einer abnehmenden Genauigkeit der Abbildung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Weizenfeldes.

Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung



Pixelanteile des Endmembers in %



Den Ergebnissen der Subpixelklassifikation ist das QuickBird-2 Bild (Kanal 2) mit einer räumlichen Auflösung von 1 m unterlegt.

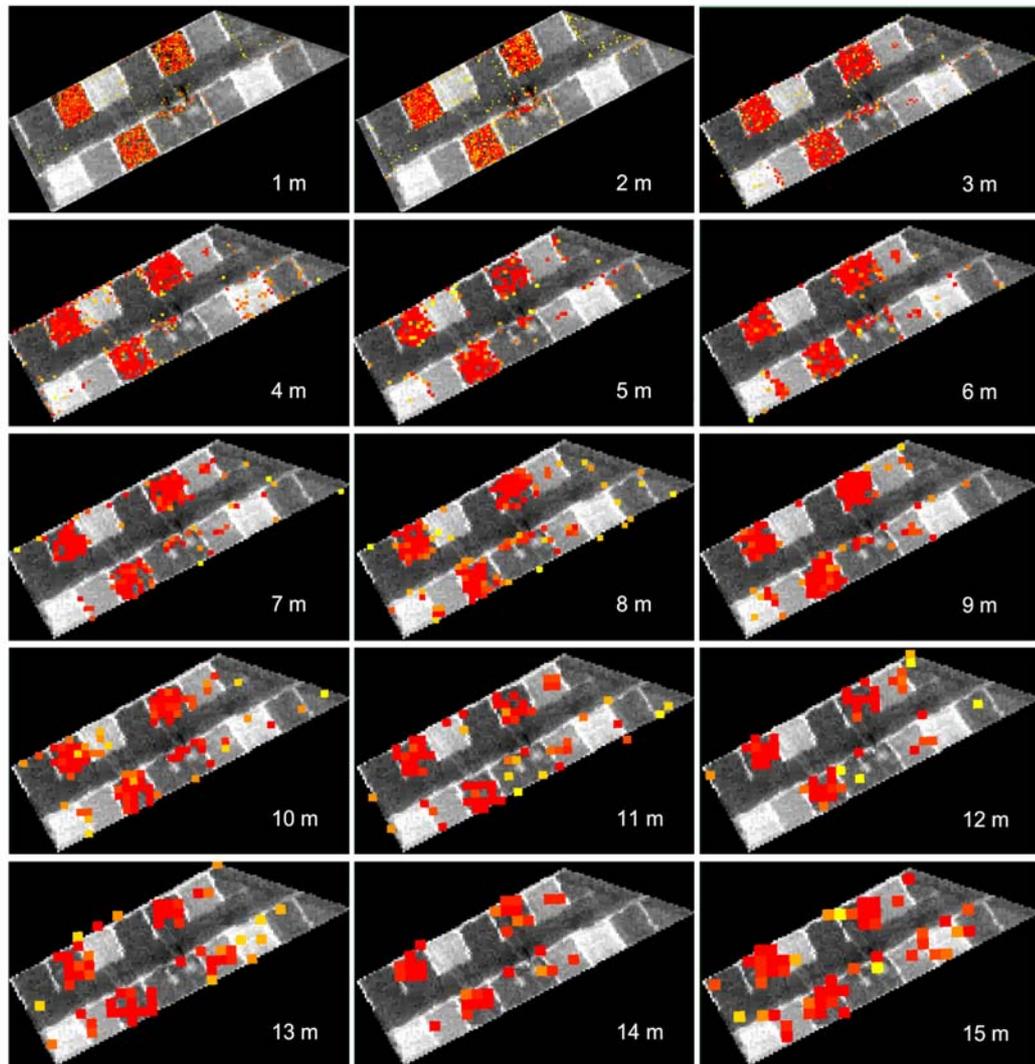
0 m 250 m



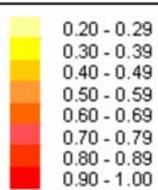
Abbildung 32: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung

Quelle: Eigener Entwurf

Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung



Pixelanteile des Endmembers in %



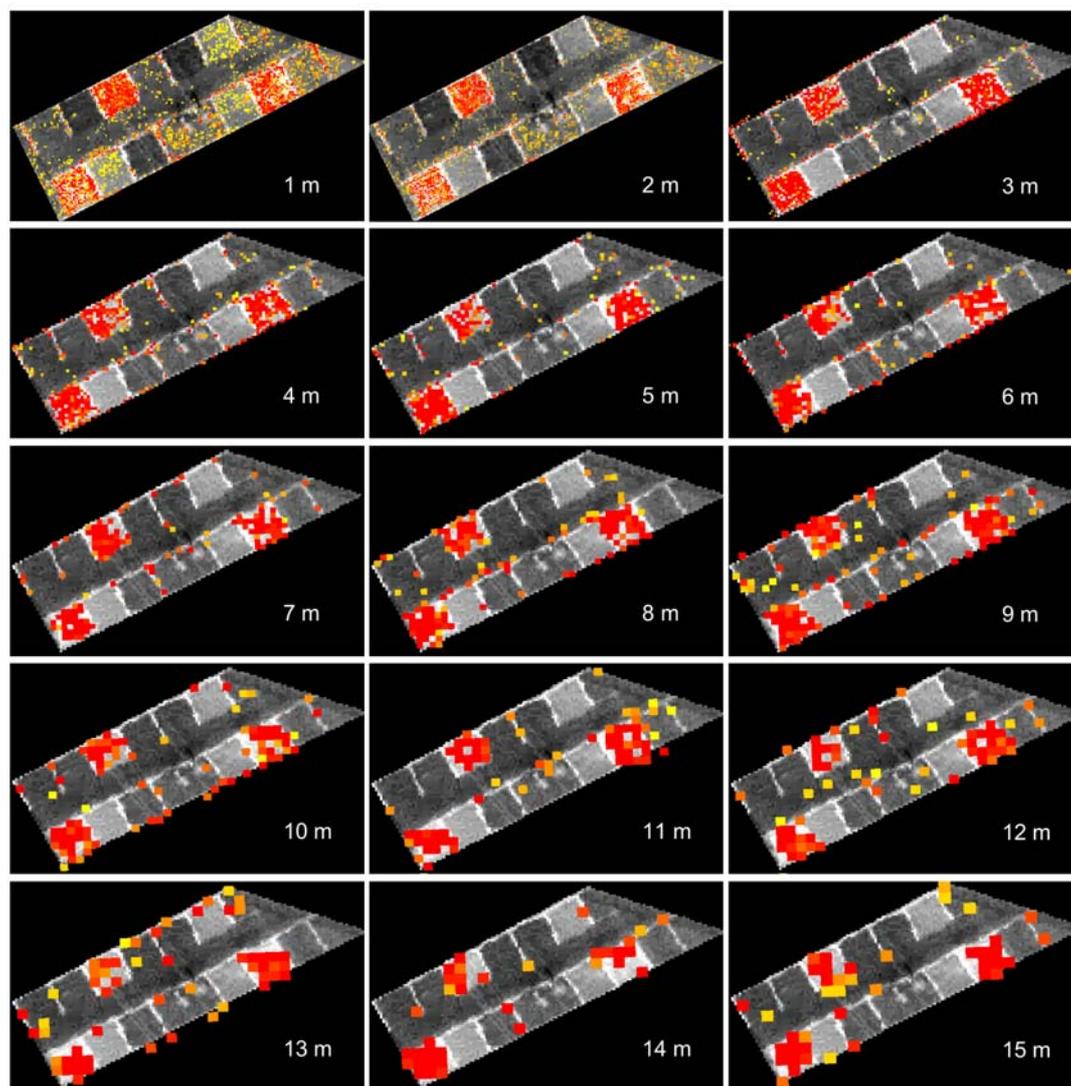
Den Ergebnissen der Subpixelklassifikation ist das QuickBird-2 Bild (Kanal 2) mit einer räumlichen Auflösung von 1 m unterlegt.



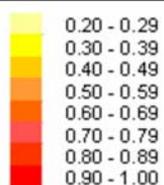
Abbildung 33: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung

Quelle: Eigener Entwurf

Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung



Pixelanteile des Endmembers in %

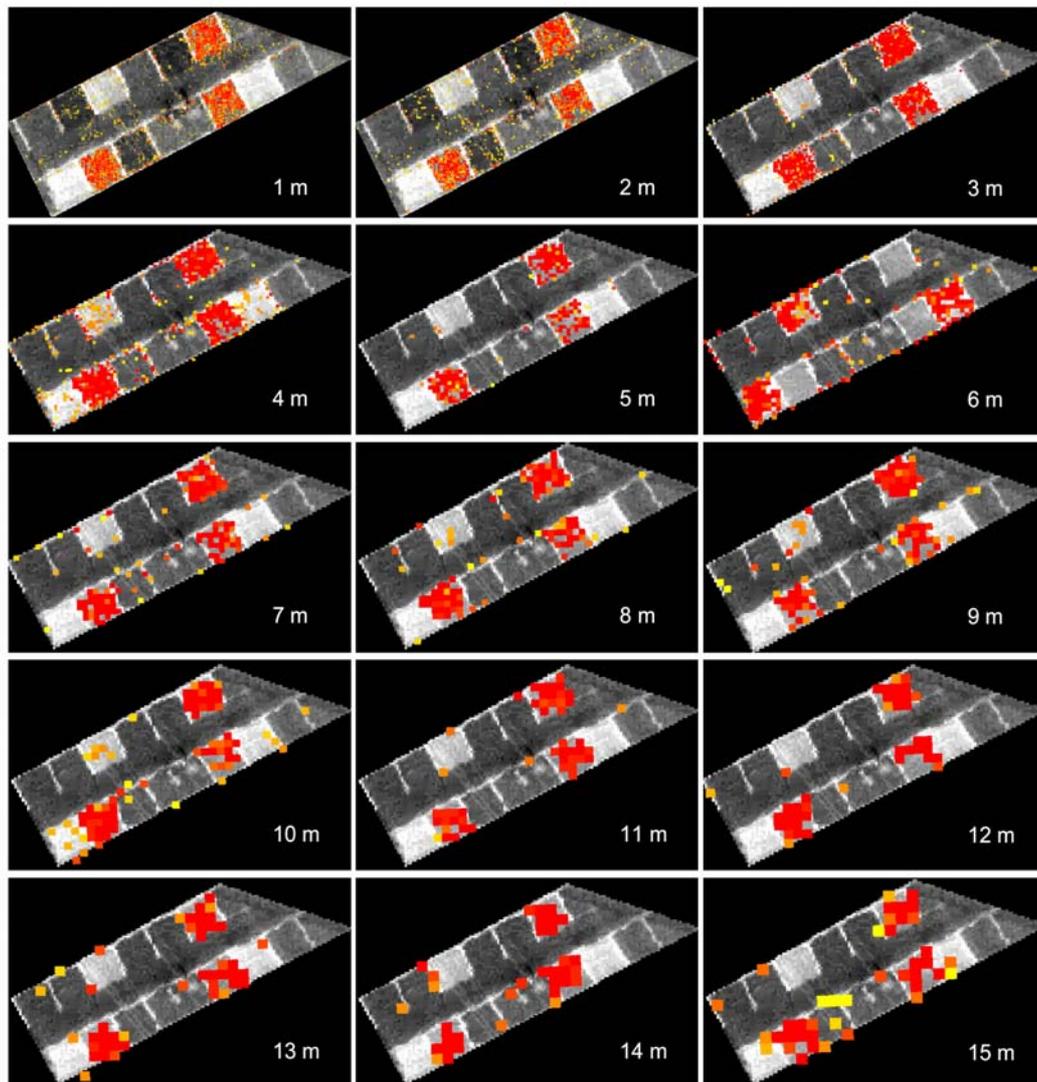


Den Ergebnissen der Subpixelklassifikation ist das QuickBird-2 Bild (Kanal 2) mit einer räumlichen Auflösung von 1 m unterlegt.

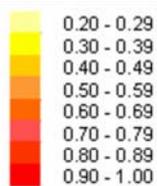


Abbildung 34: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung
Quelle: Eigener Entwurf

Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung



Pixelanteile des Endmembers in %



Den Ergebnissen der Subpixelklassifikation ist das QuickBird-2 Bild (Kanal 2) mit einer räumlichen Auflösung von 1 m unterlegt.



Abbildung 35: Ergebnisse der Subpixelklassifikation für den Endmember „ Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung
Quelle: Eigener Entwurf

Eine erste Möglichkeit, die Auswirkungen der abnehmenden räumlichen Auflösung auf die Genauigkeit der Subpixelklassifikation zu überprüfen, stellt die Analyse der Konsistenz der Verhältnisse der acht ausgewiesenen Klassen der Subpixelklassifikationen zwischen 20% und 100% dar. Trotz Verringerung der räumlichen Auflösung bleibt das Verhältnis zwischen den acht Klassen auf einem hohen Signifikanzniveau bestehen. Für alle vier Endmember werden über alle Skalenebenen hinweg die meisten Pixel der Klasse „90-100%“ zugewiesen und die wenigsten Pixel der Klasse „20-30%“. Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 36 am Beispiel der Ergebnisbilder mit einer räumlichen Auflösung von 1 m und 2 m für den Endmember „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ dargestellt.

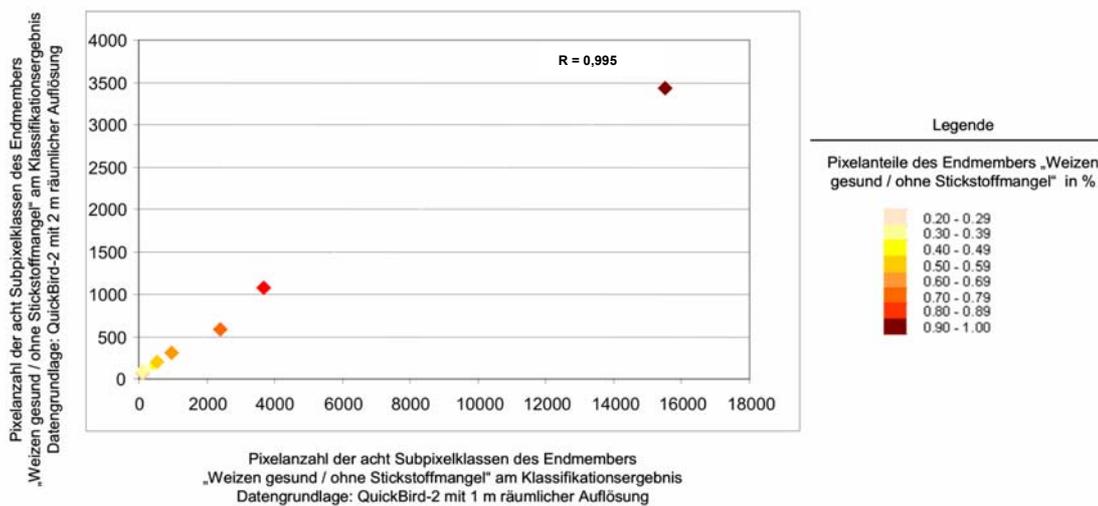


Abbildung 36: Pixelanteile des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ der Subpixelklassifikation auf der Grundlage des 1 m aufgelösten QuickBird-2 Bildes sowie der Subpixelklassifikation auf der Grundlage des 2 m aufgelösten QuickBird-2 Bildes

Quelle: Eigener Entwurf

Der untersuchte Zusammenhang bleibt ebenfalls mit Verringerung der räumlichen Auflösung bestehen. Für die Ergebnisbilder der drei Endmember „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“, „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ und „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ ist die Veränderung des Korrelationskoeffizienten dieses linearen Zusammenhangs zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung dargestellt, wobei sich der Vergleich immer auf die Ergebnisse der 1 m aufgelösten Bilder bezieht (vgl. Abb. 37). Die Werte des Korrelationskoeffizienten schwanken bei einem Signifikanzniveau von 0,01 zwischen 0,99 und 0,72. Eine Ausnahme bilden die Werte des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“. Hier bleiben die Werte des Korrelationskoeffizienten bis zu einer räumlichen Auflösung von 10 m zwischen 0,99 und 0,94 relativ konstant. Ab einer räumlichen Auflösung von 11 m fallen die Werte des Korrelationskoeffizienten jedoch auf 0,89 ab. Dieser abnehmende Trend setzt sich bis zu einer räumlichen Auflösung von 15 m fort (vgl. Abb. 35). Die Ursache für den Rückgang des Korrelationskoeffizienten liegt in der fehlerhaften Erfassung des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ mit Pixelanteilen von

unter 50%. In diesem Bereich treten ab einer räumlichen Auflösung von 11 m deutliche Schwankungen auf. Beispielsweise wird der Klasse „30 - 39 %“ bei einer räumlichen Auflösung von 11 m ein Pixel zugewiesen. Bei einer räumlichen Auflösung von 12 m werden trotz absolut sinkender Pixelanzahl für diese Klasse sieben Pixel detektiert. Infolgedessen können über die Veränderung des Korrelationskoeffizienten mit der räumlichen Auflösung erste Ungenauigkeiten der Subpixelklassifikation erfasst werden.

Insgesamt zeigt die Überprüfung des Verhältnisses der acht ausgewiesenen Klassen (zwischen 20 % und 100%) mit abnehmender räumlicher Auflösung jedoch eine hohe Konsistenz auf. Trotz Verringerung der räumlichen Auflösung bleibt das Verhältnis zwischen den acht ausgewiesenen Klassen auf einem hohen Signifikanzniveau bestehen. Hieraus folgt, dass die Struktur des Weizenschlages zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung im wesentlichen erhalten bleibt und somit gut abgebildet wird. Im Folgenden wird die Genauigkeit der Subpixelklassifikationsergebnisse mittels Zufallspunkten quantitativ validiert.

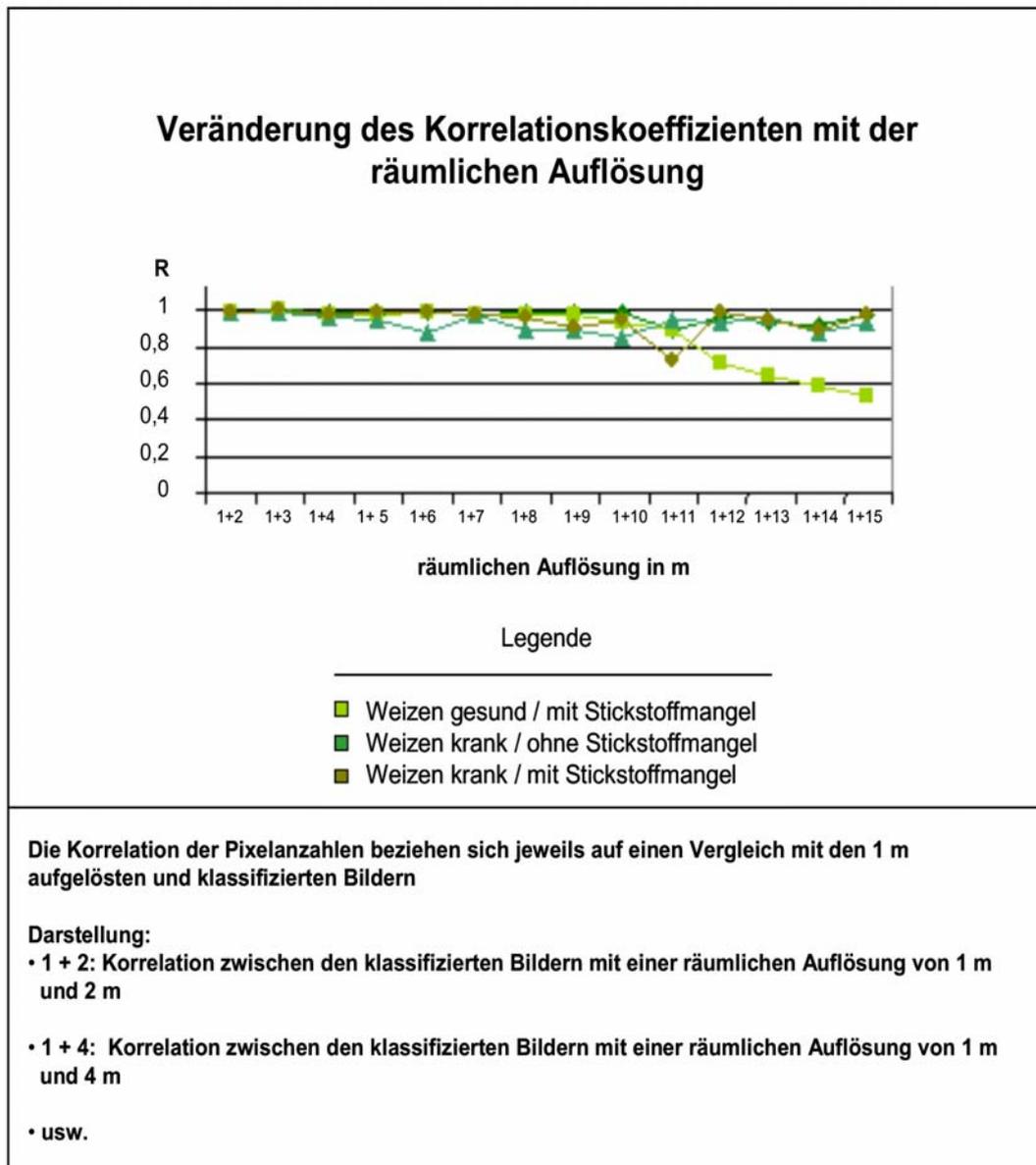


Abbildung 37: Veränderung des Korrelationskoeffizienten der Beziehung zwischen den Pixelanteilen der Endmember und der räumlichen Auflösung

Quelle: Eigener Entwurf

9.2.4 Validierung der Ergebnisse der Subpixelklassifikation Klassifikationsergebnisse mittels Zufallspunkten

Neben der visuellen Validierung der Klassifikationsergebnisse wurde die Güte der Subpixelklassifikation über die Ausweisung von Zufallspunkten bewertet. Wie schon bei der Beurteilung der Maximum Likelihood Klassifikation, basiert diese Bewertung auf rein zufällig ausgewiesenen Punkten. Die Anzahl der gesetzten Punkte wurde ebenfalls mit Abnahme der räumlichen Auflösung verändert (vgl. Kap. 8). Diese quantitative Bewertung ist aufgrund der kleinräumigen Versuchsfläche und der regelmäßig durchgeführten Bonituren und Feldmessungen möglich, da so ein detaillierter Datensatz zum Vergleich mit den Ergebnisbildern der Subpixelklassifikation zur Ver-

fügung stand. Trotz des detaillierten Vergleichsdatensatzes muss an dieser Stelle kritisch angemerkt werden, dass die Validierung stets eine subjektive Komponente beinhaltet. Diese wird umso größer, je geringer die Auflösung der Daten ist. Bei einer räumlichen Auflösung von beispielsweise 15 m werden die Abundanzen der Endmember für eine Fläche von 15 m x 15 m darstellen. Zusätzliche Fehler bei der Beurteilung können entstehen, da die Bonituren und die Felderhebungen nicht flächendeckend durchgeführt wurden, sondern die „*Ground Truth*“ Daten als interpolierte Punktmessungen vorlagen. Aus diesem Grund wurde die quantitative Validierung nur zu einer ersten Einschätzung der Ergebnisse im Vergleich zu den erzielten Ergebnissen der Maximum Likelihood Klassifikation durchgeführt. Insgesamt sind die Ergebnisse der Validierung der Klassifikationsgenauigkeit für die vier unterschiedlichen Endmember im Anhang 4 - 11 (Kap. 16.4 – 16.11) in Form einer „*Error-Matrix*“ und eines „*Accuracy Reports*“ dargestellt.

Validierung der Ergebnisbilder mit einer räumlichen Auflösung von 1 m

Die vier Ergebnisbilder der Subpixelklassifikation auf Grundlage des synthetischen Bildes mit einer räumlichen Auflösung von 1 m weisen eine sehr gute Genauigkeit auf. Die Gesamtgenauigkeit der Subpixelklassifikation der Endmember „*Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel*“, „*Weizen gesund / mit Stickstoffmangel*“ und „*Weizen krank / mit Stickstoffmangel*“ beträgt 98%, wohingegen für den Endmember „*Weizen krank / ohne Stickstoffmangel*“ eine Genauigkeit von 97% erreicht wird. Die Werte der Hersteller- und Nutzergenauigkeit zeigen, dass die Fehlzuweisungen in erster Linie zwischen den beiden Klassen „*80 - 90% Pixelanteil*“ und „*90 - 100 % Pixelanteil*“ auftreten (vgl. Anhang 4 – 11, Kap. 16.4 – 16.11).

Einfluss der Veränderung der räumlichen Auflösung auf die Klassifikationsgenauigkeit

Des Weiteren wurde analysiert inwieweit die Klassifikationsgenauigkeit von der Verringerung der räumlichen Auflösung abhängt. Insgesamt zeigt die quantitative Validierung der Ergebnisbilder der Subpixelklassifikation mit der Verringerung der räumlichen Auflösung eine deutliche Abnahme der Klassifikationsgenauigkeit. Die Gesamtgenauigkeit des Endmembers „*Weizen gesund / mit Stickstoffmangel*“ geht von 98 % Genauigkeit bei 1 m räumlicher Auflösung auf 84 % Genauigkeit bei einer räumlichen Auflösung von 15 m zurück. Ein ähnlicher Rückgang der Gesamtgenauigkeit wird auch für die anderen drei Endmember ermittelt (vgl. Abb. 38), so dass die Gesamtgenauigkeit der Klassifikationsergebnisse der vier Endmember zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung im Mittel von 97,75 % auf 83 % abnimmt.

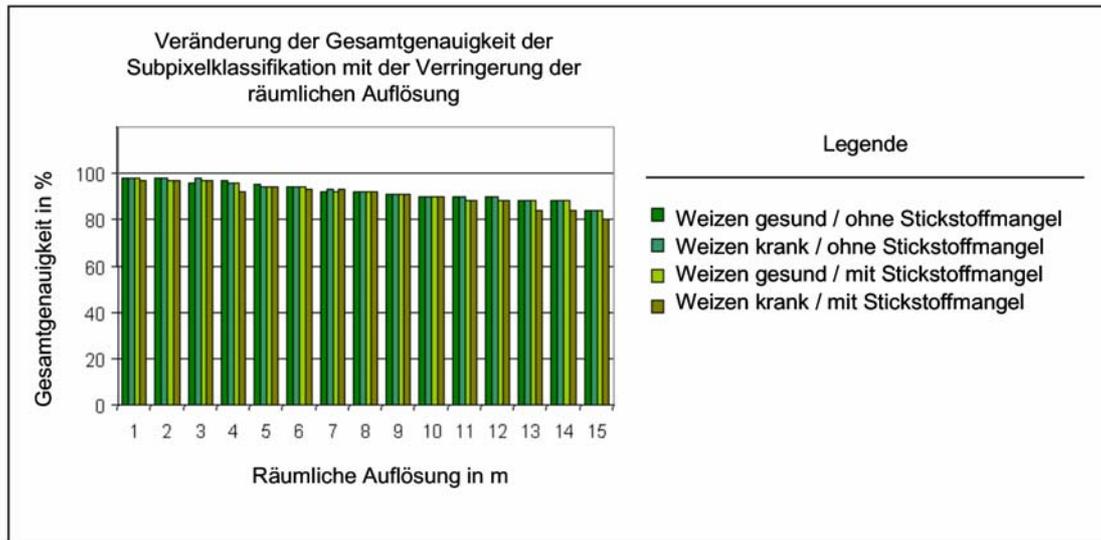


Abbildung 38: Veränderung der Gesamtgenauigkeit der Subpixelklassifikation mit der Verringerung der räumlichen Auflösung

Quelle: Eigener Entwurf

9.2.5 Vergleich der Ergebnisse der Subpixelklassifikation mit den Ergebnissen der Maximum Likelihood Klassifikation

Der Vergleich mit der Klassifikationsgenauigkeit zwischen den Ergebnisbildern der Maximum Likelihood und Subpixelklassifikation ergeben folgendes Ergebnis: Die Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation erfährt mit der Verringerung der räumlichen Auflösung eine geringere Abnahme. Beispielsweise wird für den Datensatz mit einer räumlichen Auflösung von 4 m über die Maximum Likelihood Klassifikation eine um 10,25 % geringere Gesamtgenauigkeit als über die Subpixelklassifikationen erreicht. Die Werte der Nutzergenauigkeit zeigen, dass die geringere Genauigkeit insbesondere durch die im Bild enthaltenen Landbedeckungsklasse „Boden“ hervorgerufen wird, da die Nutzergenauigkeit der Klasse „Boden“ mit 56,25 % den geringsten Wert aufweist (vgl. Anhang 3, Kap. 16.3). Die im Bild enthaltene Klasse „Boden“ wurde zum Teil als Vegetation klassifiziert. Die „Error-Matrix“ zeigt, dass Fehlzuzuweisungen des Bodens mit allen vier Weizen-Klassen aufgetreten sind (vgl. Anhang 2, Kap. 16.2). Aus dem „Accuracy Report“ (vgl. Anhang 3, Kap. 16.3) geht ebenfalls hervor, dass die Fehlzuzuweisungen der Klasse „Boden“ in allen Skalenebenen auftreten. Die Ursache für die Fehlzuzuweisungen der Klasse „Boden“ ist in der linearen Flächenausdehnung dieser Klasse in Form von Fahrspuren zu sehen, so dass die Fehlzuzuweisungen durch die räumliche Auflösung begründet werden können. Die linearen Fahrspuren können zwar visuell wahrgenommen werden, bei der digitalen Erfassung kommt es aufgrund der Mischpixelbildung mit den Weizenflächen zu Fehlern. Nach HABERÄCKER (1987⁴¹) müssen Landschaftselemente zur eindeutigen, digitalen Erfassung eine Mindestausdehnung von einer doppelten Länge einer

⁴¹ zitiert aus LAUSCH & MENZ 1999: Haberäcker, P. (1987): Digitale Bildverarbeitung - Grundlagen und Anwendungen. München.

Pixeldiagonalen aufweisen. Für die Umsetzung einer teilschlagspezifischen Bewirtschaftung landwirtschaftlicher Schläge ist eine genaue Information über die Fahrspuren nicht von Bedeutung, so dass die geringe Erfassungsgenauigkeit der Klasse „*Boden*“ vernachlässigt werden kann. Ein Vorteil der Subpixelklassifikation gegenüber der Maximum Likelihood Klassifikation besteht darin, dass die Subpixelklassifikation nur für die in der Praxis relevanten Endmember durchgeführt werden kann. Im Gegensatz zur Maximum Likelihood Klassifikation, bei der das gesamte Bild klassifiziert wird, weist der Algorithmus auch Pixel ohne Endmember aus. Somit muss die lineare Entmischung nicht für jede im Bild enthaltene Landbedeckungsklasse durchgeführt werden. Hieraus ergibt sich für die landwirtschaftliche Praxis der Vorteil, dass selektive Informationen aus den Bilddaten gewonnen werden können, beispielsweise können Bereiche detektiert werden, bei denen ein Stickstoffmangel vorliegt.

Nimmt man die Klasse „*Boden*“ aus der Berechnung der Gesamtgenauigkeit der Maximum Likelihood Klassifikation heraus, so beträgt die Genauigkeit der Klassifikation 89,47% anstatt 85%. Diese modifizierte Genauigkeit fällt zwar um 4,47% besser aus, der Vergleich mit der Subpixelklassifikation zeigt jedoch, dass sie zur mittleren Gesamtgenauigkeit der vier Endmemberbilder dennoch um 5,78 % geringer ausfällt.

Zusammenfassung der Ergebnisse

- Über die Berechnung des PPI- Bildes konnten für jede der vier Vitalitätsstufen des Weizens reine Bildendmember abgeleitet werden.
- Der visuelle Eindruck einer guten Übereinstimmung zwischen Referenz- und Bildendmembern konnte über den Algorithmus „*Spectral Angle Mapping*“ bestätigt werden.
- Über die Methode der Subpixelklassifikation konnten die vier Weizenendmember des „*Subsets*“ der QuickBird-2 Szene vom 25.06.2002 sehr gut erfasst werden. Die Klassifikationsergebnisse der QuickBird-2 Daten mit einer räumlichen Auflösung von 1 m zeigen eine gute Übereinstimmung mit dem Versuchsaufbau. Die Klassifikationsgenauigkeit für die vier Endmemberbilder liegt zwischen 98% und 97%.
- Visuell wird die räumliche Verteilung der unterschiedlichen Weizenflächen bis zu einer räumlichen Auflösung von 10 m gut erfasst (vgl. Hypothese 1).
- Das Verhältnis der acht ausgewiesenen Klassen bleibt bei der Verringerung der räumlichen Auflösung auf einem hohen Signifikanzniveau bestehen. Für alle vier Endmember werden über alle räumlichen Skalen hinweg die meisten Pixel der Klasse „*90 – 100 %*“ und die wenigsten Pixel der Klasse „*20–30 %*“ zugewiesen.
- Die Validierung der Ergebnisse der Subpixelklassifikation mittels Zufallspunkten weist auf eine sehr gute Gesamtgenauigkeit der Klassifikationsergebnisse hin. Diese beträgt bei einer

räumlichen Auflösung von 1 m für die Endmember „*Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel*“, „*Weizen gesund / mit Stickstoffmangel*“ und „*Weizen krank / mit Stickstoffmangel*“ 98 % und für den Endmember „*Weizen krank / ohne Stickstoffmangel*“ 97 %.

- Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung von 1 m auf 15 m geht die Gesamtgenauigkeit der Subpixelklassifikation der vier Endmember im Mittel von 97,75 % auf 83 % zurück (vgl. Hypothese 2).
- Die mittlere Gesamtgenauigkeit der vier Subpixelklassifikationen geht mit Verringerung der räumlichen Auflösung langsamer zurück als die Gesamtgenauigkeit der Maximum Likelihood Klassifikation. Somit weist die Methode der Subpixelklassifikation im Gegensatz zur Maximum Likelihood Klassifikation bei der Erfassung von teilschlagsspezifischen Pflanzenschäden aus räumlich gering auflösenden Fernerkundungsdaten einen deutlichen Vorteil auf (vgl. Hypothese 1).

10. Ableitung von empirischen Schwellenwerten auf Grundlage von Landschaftsstrukturmaßen (LSM)

Um den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden quantitativ bewerten zu können, wurden auf der Grundlage der klassifizierten Daten verschiedene Landschaftsstrukturmaße (LSM) berechnet (vgl. Kap. 2). LSM bieten die Möglichkeit, Veränderungen der räumlichen Struktur mit der Veränderung der räumlichen Auflösung quantitativ zu beschreiben. Das Ziel ist es, einen empirischen Schwellenwert der räumlichen Auflösung zu bestimmen, ab dem die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Winterweizenversuchs nicht mehr korrekt erfasst werden können.

10.1 Auswahl und Berechnung der LSM

Die Berechnung der LSM stützt sich auf zwei Datensätze: a) die Ergebnisbilder der Maximum Likelihood Klassifikation und b) die Ergebnisse der Subpixelklassifikation. Der Analyse der verschiedenen Landbedeckungsmuster liegt die Annahme zugrunde, dass sich die räumliche Struktur mit der Veränderung der räumlichen Auflösung verändert. Ziel ist es, über die Analyse der Veränderung der LSM-Werte mit der Veränderung der räumlichen Auflösung, den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden quantitativ zu erfassen. Zudem soll über diese Analyse ein empirischer Schwellenwert ermittelt werden, ab dem die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können. Ebenfalls soll geprüft werden, wie sich unterschiedliche Klassifikationsmethoden auf das erzielte Ergebnis auswirken.

Die Berechnung der LSM wurde mit dem Programm FRAGSTATS (Version 2.0) durchgeführt. Mit diesem Programm können für drei Aggregationsebenen eine Vielzahl verschiedener LSM berechnet werden. Diese Ebenen bezeichnet man als die Patch-, Klassen- und Landschaftsebene (vgl. Kap.2). Für die Analyse des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Abbildung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden wurde ein „Set“ an LSM ausgewählt. Die Kriterien für die Auswahl der LSM bezogen sich auf den Informationsgehalt der Strukturmaße in Bezug auf die räumlichen Strukturen und deren Sensitivität gegenüber auflösungsabhängigen Veränderungen. Dies bedeutet, dass die ausgewählten LSM zum einen eine ausreichende Sensibilität besitzen sollten, um die kleinräumige Struktur der Versuchsfläche zu erfassen. Zum anderen sollten die LSM sensibel gegenüber der auflösungsbedingten Veränderung reagieren. Tabelle 9 gibt einen Überblick über die berechneten LSM.

Tabelle 9: Überblick über die verwendeten Landschaftsstrukturmaße (LSM) zur Analyse von Rasterbildern (Verwendet nach FRAGSTATS)

Name	Wertebereich	Ebene
Percentage of Landscape (PLAND)	$0 < \text{PLAND} \leq 100$	Klassenebene
Number of Patches (NP)	$\text{NP} \geq 1$	Klassen- & Landschaftsebene
Total Edge (TE)	$\text{TE} \geq 0$	Klassen- & Landschaftsebene
Area-Weighted Mean-Shape-Index (AWMSI)	$\text{AWMSI} \geq 1$	Klassen- & Landschaftsebene
Landscape shape index (LSI)	$\text{LSI} \geq 1$	Klassen- & Landschaftsebene
Patch Richness (PR)	$\text{PR} \geq 1$	Landschaftsebene
Mean Nearest-Neighbor Distance (MNN)	$\text{MNN} > 0$	Landschaftsebene
Contagion (CONTAG)	$0 < \text{CONTAG} \leq 100$	Landschaftsebene
Mean Patch Size (MPS)	$\text{MPS} \geq 0$	Klassenebene
Patch Size Standard Deviation (PSSD)	$\text{PSSD} \geq 0$	Klassenebene

Quelle: Eigene Zusammenstellung

Für die Berechnung wurden in FRAGSTATS folgende Einstellungen gewählt:

- **Hintergrundwert:** Der Hintergrund wurde als Klasse 0 angegeben und nicht mit in die Berechnung der LSM einbezogen.
- **Bestimmung der maximal möglichen Klassenanzahl:** Die maximal mögliche Anzahl wurde auf die Klassenanzahl der durchgeführten Klassifikationen des Subsets abgestimmt. Sie beträgt bei der Maximum Likelihood Klassifikation 6 Klassen und bei der Subpixelklassifikation 8 Klassen (vgl. Kap. 8 und 9)
- **Festlegung der Patches:** Zudem wurde im Eingabemenü die Definition der Patches festgelegt. Neben Berücksichtigung vertikal und horizontal benachbarter Zellen wurden auch die diagonal angrenzenden Zellen einbezogen.

Im Folgenden werden die verschiedenen Landschaftsstrukturmaße anhand ihrer mathematischen Definitionen charakterisiert. Die Bedeutung der verwendeten Symbole ist in Tabelle 10 dargestellt:

Tabelle 10: Symbole der Berechnungsformeln der verwendeten Landschaftsstrukturmaße

A =	Gesamtfläche der Landschaft
n = n _i =	Anzahl der Patches in der Landschaft von Patchtyp (Klasse) i
m =	Anzahl der in der Landschaft vorhandenen Patchtypen (Klassen); ausgeschlossen wird, falls vorhanden, die äußere Landschaftsgrenze
m' =	Anzahl der in der Landschaft vorhandenen Patchtypen (Klassen); eingeschlossen wird, falls vorhanden, die äußere Landschaftsgrenze
N =	Gesamtzahl der Patches in der Landschaft, ohne Hintergrund-Patches
E =	Gesamtlänge der Kanten in der Landschaft
i =	1, . . . , m oder m' Patchtypen (Klassen)
j =	1, . . . , n Patchtyp
k =	1, . . . , m oder m' Patchtypen (Klassen)
p _i =	Anteil von einem Patchtyp i (Klasse) an der Landschaft
a _{ij} =	Fläche eines Patches ij in Quadratmetern
p _{ij} =	Umfang eines Patches in Metern
e _{ik} =	Gesamtlänge der Kanten in der Landschaft zwischen Patchtypen (Klassen) i und k in Metern
g _{ik}	Anzahl der Nachbarschaften zwischen Bildelementen von Patchtypen (Klassen) i und k
h _{ij} =	Entfernung vom Patch ij zum nächsten benachbarten Patch vom gleichen Patchtyp (Klasse), basierend auf Kante-zu-Kante-Entfernung, in Metern

Quelle: Eigene Zusammenstellung

Das erste Strukturmaß „*Percentage of Landscape*“ (*PLAND*) kann der Gruppe der Flächenmaße zugeordnet werden. Über die Flächenmaße können Aussagen über die Zusammensetzung der Landschaft abgeleitet werden. Das Strukturmaß „*PLAND*“ bezieht sich auf die unterschiedlichen Flächenanteile der Patches verschiedener Landbedeckungsklassen. Die Angabe dieses Indizes erfolgt in Prozent.

$$\%Land = P_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} (100) \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C 10})$$

Percent of Land (PLAND_Class)

Die zweite Kategorie der Strukturmaße bezieht sich auf die Charakteristiken der landschaftaufbauenden Patches. Der Index „*Number of Patches*“ (*NP*) gibt Auskunft über die Anzahl der Patches einer Klasse bzw. der gesamten Landschaft.

$$NP = n_j \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C 11})$$

Number of Patches (NP_Class)

$$NP = N \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C32})$$

Number of Patches (NP_Land)

Die Struktur eines Landschaftsausschnittes wird ebenfalls durch die Anzahl vorhandener Kanten geprägt. Das Kantenmaß „*Total Edge*“ (*TE*) berechnet die Gesamtkantenlänge sowohl für jede Landnutzungs-kategorie als auch für alle Landschaftselemente eines Landschaftsausschnittes. Die Angabe der Kantenlänge erfolgt in Metern.

$$TE = \sum_{k=1}^{m'} e_{ik} \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C13})$$

Number of Edges (*TE_Class*)

$$TE = E \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C34})$$

Number of Edges (*TE_Land*)

Die berechneten Formmaße basieren auf einer „Umfang–zu–Fläche–Beziehung“, bei der die Patchform mit einer euklidischen Standardform verglichen wird. Der „Area-Weighted-Mean-Shape-Index“ (*AWMSI*) misst das Verhältnis von Umfang zu Fläche und vergleicht die Patchform mit einer Standardform, die in der Rasterversion durch ein Quadrat beschrieben wird. Entspricht die betrachtete Form dieser Standardform, so ergibt sich ein Wert von 1. Mit zunehmender Abweichung von der quadratischen Grundform nimmt die Formkomplexität der Landschaftselemente zu und der Index weist einen höheren Wert auf. Der Wertebereich des „*AWMSI*“ liegt somit zwischen 1 und unendlich. Weil die Formkomplexität kleinerer Pixel eher von der Pixelgröße als von den Realwelteigenschaften beeinflusst wird, wird bei der Berechnung dieses Maßes die Größe der Patches berücksichtigt: Größere Patches gehen stärker in die Kalkulation ein als kleinere. Aus diesem Grund eignet sich dieser Index besonders für die Weizenversuchsfläche. Da die Zwischenräume des Weizenschlags eine betriebsübliche Behandlung erfahren haben, haben die Patches „*Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel*“ in diesem Bereich eine größere Ausdehnung als die gestressten Patches.

$$AWMSI = \sum_{j=1}^n \left[\left(\frac{25 p_{ij}}{\sqrt{a_{ij}}} \right) \left(\frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^n a_{ij}} \right) \right] \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C19})$$

Area-Weighted-Mean-Shape-Index (*AWMSI_Class*)

$$AWMSI = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left[\left(\frac{25 p_{ij}}{\sqrt{a_{ij}}} \right) \left(\frac{a_{ij}}{A} \right) \right] \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C39})$$

Area-Weighted-Mean-Shape-Index (*AWMSI_Land*)

Die Formkomplexität wird ebenfalls über den „*Landscape shape index*“ (*LSI*) erfasst. Dieser Index misst ebenfalls das Verhältnis von Umfang zu Fläche. Der Index nimmt umso größere Werte an, desto größer die Formkomplexität der Patches einer Landbedeckungsklasse bzw. eines Landschaftsausschnittes ist.

$$LSI = \frac{25 \sum_{k=1}^m e'_{ik}}{\sqrt{A}} \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C18})$$

Landscape Shape Index (LSI_Class)

$$LSI = \frac{25E'}{\sqrt{A}} \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C38})$$

Landscape Shape Index (LSI-Land)

Das LSM „Patch Richness“ (PD) misst die Diversität eines Landschaftsausschnittes. Entsprechend gibt die „Patch Richness“ Auskunft über die Anzahl der Landbedeckungsklassen eines Landschaftsausschnittes und vermittelt somit einen Eindruck über dessen Zusammensetzung.

$$PR = m \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C50})$$

Patch Richness (PD-Land)

Anhand des Distanzmaßes „Mean Nearest-Neighbor Distance“ (MNN) können Aussagen über die Konfiguration der Landschaftselemente abgeleitet werden. Dieser Index berechnet die mittlere Entfernung von benachbarten Patches einer Klasse.

$$MNN = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{j=1}^n h_{ij}}{n'i} \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C46})$$

Mean nearest-neighbor distance (MNN_Land)

Darüber hinaus bezieht sich der „Contagion-Index“ (CONTAG) auf die Konfiguration eines Landschaftsausschnittes. Der „Contagion-Index“ wurde 1988 von O'NEILL in die Landschaftsstruktur-analyse eingeführt. Der Index basiert auf den Grundlagen der Informationstheorie (O'NEILL, 1988). Der ursprüngliche Index wies anfangs Defizite auf, da er sich nur sensitiv gegenüber der Landschaftskomposition, d.h. der Anzahl der vorhandenen Landnutzungsklassen eines Gebietes, erwies. In Hinblick auf die Konfiguration der Patches einer Landschaft konnte keine Sensitivität festgestellt werden. Weil die räumliche Anordnung der Patches innerhalb landschaftsökologischer Fragestellungen einen hohen Stellenwert einnimmt, wurde der ursprüngliche „Contagion-Index“ von LI und REYNOLDS (1993) modifiziert. „We introduce an alternative contagion index that corrects this error and tends to distinguish between landscape composition and configuration“ (LI & REYNOLDS, 1993:155f). Die Berechnungsgrundlage des Contagion Indizes stellen die einzelnen Pixel der Landschaft dar. In FRAGSTATS ist der veränderte „Contagion-Index“ implementiert. Seine Berechnungsformel lautet:

$$CONTAG = \left[1 + \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n \left[(P_i) \left(\frac{g_{ik}}{\sum_{k=1}^m g_{ik}} \right) \right] * \left[\ln(P_i) \left(\frac{g_{ik}}{\sum_{k=1}^m g_{ik}} \right) \right]}{2 \ln(m)} \right] \quad (100)$$

Contagion Index (CONTAG_Land)

(MCGARIGAL & MARKS 1994: C54)

Über die Berechnung dieses Indizes besteht die Möglichkeit, den Grad der Aggregation von Landschaftselementen zu bestimmen. Die Berechnung erfolgt auf der Annahme zweier Wahrscheinlichkeiten:

- Der Wahrscheinlichkeit, dass eine willkürlich gewählte Zelle zu der Klasse i gehört. Geschätzt wird diese Wahrscheinlichkeit über die proportionale Fülle der Klassen i.
- Der Wahrscheinlichkeit, dass eine gegebene Zelle der Klasse i eine Nachbarschaft zu einer Zelle der Klasse j besitzt.

Aus dem Produkt dieser beiden Wahrscheinlichkeiten ergibt sich die Möglichkeit, dass zwei willkürlich gewählte Zellen zu den Klassen i und j gehören (MCGARIGAL & MARKS, 1994). Der „Contagion-Index“ misst infolgedessen sowohl die Verteilung der Patches, als auch die Patchzerstreuung. Angegeben werden die Werte in Prozent, so dass der Wertebereich zwischen 0 und 100% liegt. Umso gleichmäßiger die Verteilung der Nachbarschaften ist, umso höhere Werte werden erreicht. Im Gegensatz hierzu tendiert der Wert gegen Null, wenn eine ungleichmäßige Verteilung vorliegt.

Schließlich wurden die zwei Strukturmaße „Mean Patch Size“ (MPS) und „Patch Size Standard Deviation“ (PSSD) berechnet. Die Werte dieser beiden Strukturmaße wurden in erster Linie zur Beurteilung der Übertragbarkeit der Methode auf andere landwirtschaftliche Flächen verwendet (vgl. Kap. 12), da die Erkennbarkeit der Patches von ihrer Größe und somit von ihrer Flächenausdehnung abhängig ist. Der Index „Mean Patch Size“ (MPS) gibt die mittlere Patchgröße an und wird über folgende Formel berechnet:

$$MPS = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{n_i} \left(\frac{1}{10,000} \right) \quad (\text{MCGARIGAL \& MARKS 1994: C11})$$

Mean patch size (MPS_Class)

Der Index „Patch Size Standard Deviation“ (PSSD) gibt einen Überblick über die Homogenität der Flächengröße der einzelnen Patches einer Klasse. Je höhere Werte dieses Strukturmaß aufweist, desto höher ist die Streuung der Patchgröße einer Landbedeckungsklasse.

$$PSSD = \sqrt{\frac{\left[\sum_{j=1}^n a_{ij} - \frac{\left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \right)^2}{n_i} \right]}{n_i}} \left(\frac{1}{10000} \right)$$

(MCGARIGAL & MARKS 1994: C12)

Patch size standard deviation (PSSD_Class)

Insgesamt kann die räumliche Struktur der Versuchsfelder über die Berechnung dieses „Sets“ an LSM umfassend erfasst und quantitativ beschrieben werden. Einige der ausgewählten LSM, wie beispielsweise „NP“ und „TE“, enthalten redundante Informationen. Diese Redundanzen sind bewusst gewählt und sollen zur gegenseitigen Überprüfung der LSM sowie zur Stabilisierung der Ergebnisse genutzt werden.

10.2 Bewertung des Einflusses der Skalierung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden

Die Analyse der LSM erfolgt auf der Annahme, dass sich die Struktur des Versuchsfeldes mit der räumlichen Auflösung verändert, und dass hiermit eine Veränderung der LSM-Werte einhergeht. Die Grundlage dieser Analyse stellen die resampelten und klassifizierten QuickBird-2 Bilder dar. Die Interpretation, der LSM basiert auf zwei Gesichtspunkten. In einem ersten Arbeitsschritt wird für die Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation untersucht, wie sich die LSM mit Herabsetzung der räumlichen Auflösung verändern und ob ein Schwellenwert der räumlichen Auflösung ermittelt werden kann, ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können. Hieran anschließend werden die LSM der Subpixelklassifikation mit der Veränderung der räumlichen Auflösung ebenfalls vor dem Hintergrund der Erkennbarkeit der Struktur des Versuchsfeldes untersucht. Bei der Analyse der LSM der Subpixelklassifikation muss berücksichtigt werden, dass sich die Berechnungsebenen „Klasse“ und „Landschaft“ verschieben. Bei der Subpixelklassifikation wird für jeden der vier Endmember ein separates Bild berechnet. Diese einzelnen Bilder entsprechen als Ganzes denen in der Maximum Likelihood Klassifikation verwendeten Landbedeckungsklassen. Hieraus resultiert, dass die Klassenebene der Maximum Likelihood Klassifikation der Landschaftsebene der Subpixelklassifikation entspricht (vgl. Abb. 39). Infolgedessen wird die feinstrukturierte Ebene, die Subpixelebene, durch die LSM der Klassebene erfasst.

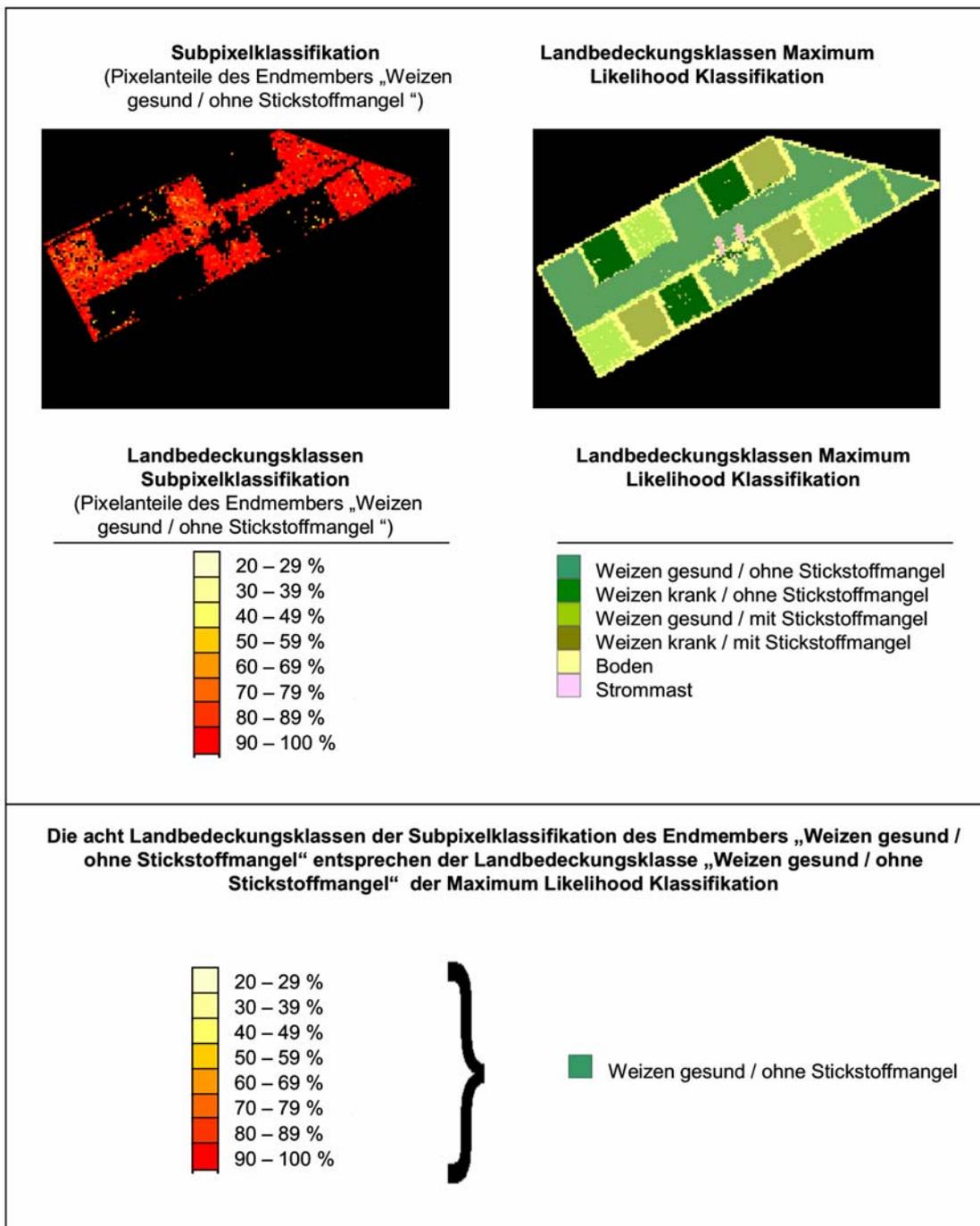


Abbildung 39: Bedeutung der Begriffe „Landschaft“ und „Klasse“ bei unterschiedlichen Klassifikationsansätzen
Quelle: Eigener Entwurf

Der Analyse der LSM liegt ebenfalls die Annahme zugrunde, dass sich die Struktur des Versuchsaufbaus in den Werten der einzelnen LSM niederschlägt. Infolgedessen werden die verschiedenen teilschlagspezifischen Pflanzenschäden über die LSM erfasst.

Die Interpretation der verschiedenen Strukturindizes erfolgt zunächst anhand der LSM der Landschaftsebene und wird durch Werte der Klassenebenen ergänzt. Insgesamt werden über die Analyse der Veränderung der LSM folgende **Hypothesen**⁴² überprüft:

- Die Struktur des Versuchsfeldes ist von der räumlichen Auflösung abhängig. Infolgedessen erfahren die Werte der LSM mit der Verringerung der räumlichen Auflösung eine Veränderung.
- Über die Veränderung der LSM lässt sich ein Schwellenwert der räumlichen Auflösung formulieren, ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können.
- Für die LSM der Klassenebene der Maximum Likelihood Klassifikation ergibt sich ein ähnlicher Schwellenwert wie für die LSM der Landschaftsebene der Subpixelklassifikation.
- Trotz des gleichen Schwellenwerts der LSM der Klassenebene der Maximum Likelihood Klassifikation und der LSM der Landschaftsebene der Subpixelklassifikation wird die Struktur des Versuchsfeldes über die Subpixelklassifikation genauer und detaillierter erfasst.
- Insgesamt wirkt sich der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden bei der Subpixelklassifikation geringer aus als bei der Maximum Likelihood Klassifikation. Infolgedessen können die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden über die Methode der Subpixelklassifikation aus Fernerkundungsdaten mit einer geringeren räumlichen Auflösung erfasst werden als über die Maximum Likelihood Klassifikation.

10.2.1 Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation (Landschaftsebene)

Da LSM die Möglichkeit bieten Veränderungen des räumlichen Musters mit Veränderungen der räumlichen Auflösung quantitativ zu beschreiben, werden im Folgenden die oben beschriebenen Strukturmaße in Hinblick auf ihre Veränderung mit der räumlichen Auflösung interpretiert. Die Interpretation bezieht sich zunächst auf die aus der Maximum Likelihood Klassifikationen abgeleiteten LSM. Die Ergebnisse der Landschaftsstrukturanalyse der Landschaftsebene sind für die räumlichen Auflösungen 0,7 m, 2,8 m, 4 m, 15 m, 20 m und 30 m in Abbildung 40 dargestellt.

⁴² Diese Hypothesen stehen im engen Zusammenhang zu den Haupthypothese 2 & 3 dieser Arbeit (vgl. Kap.1).

Aus dieser Abbildung geht hervor, dass der „*PR*-Wert“ bis zu einer räumlichen Auflösung von 4 m konstant bleibt, da alle sechs Landbedeckungsklassen bis zu dieser räumlichen Auflösung erfasst werden. Eine weitere Verringerung der räumlichen Auflösung führt dazu, dass die flächenmäßig kleine Landbedeckungsklasse „*Strommast*“ (vgl. Kap. 8) nicht mehr erfasst werden kann, und so der „*PR*-Wert“ von sechs auf fünf abnimmt. Auch die Werte der anderen fünf berechneten Strukturmaße nehmen mit der Reduzierung der räumlichen Auflösung ab. Zwischen 0,7 m und 2,8 m räumlicher Auflösung erfahren vor allem die „*NP*-Werte“ einen deutlichen Rückgang von 750 auf 15 Patches. Die relativ hohen „*NP*-Werte“ der höheren Auflösung deuten auf eine relativ kleinräumige Strukturierung des Versuchsschlags hin. Der Rückgang der Anzahl der Patches mit der Verringerung der räumlichen Auflösung resultiert aus der Bildung von Mischpixeln. Dies bedingt, dass nicht mehr alle Patches des Versuchsfeldes erfasst werden können. Vor allem kleinere Patches gehen durch die gröbere Auflösung verloren. Daher kann die Struktur des landwirtschaftlichen Feldes mit der Reduzierung der räumlichen Auflösung nicht mehr im Detail erfasst werden. Die „*TE*-Werte“ geben ebenfalls Auskunft über die Feinstrukturierung des Versuchsfeldes. Ähnlich wie die „*NP*-Werte“ nehmen auch die „*TE*-Werte“ mit der Verringerung der räumlichen Auflösung ab. Diese Entwicklung ist eng an den Rückgang der Patches geknüpft, da eine Abnahme der Patches zu einer Verringerung, der die Patches begrenzenden Kanten führt. Folglich lässt sich der Rückgang der „*TE*“-Werte ebenfalls mit der Mischpixelbildung erklären. Der „*AWMSI*“ ist ein formbeschreibendes Landschaftsstrukturmaß. Für das LSM „*AWMSI*“ kann zwischen 0,7 m und 15 m ein Rückgang der Werte festgestellt werden, der zwischen 2,8 m und 15 m räumlicher Auflösung sehr deutlich in Erscheinung tritt und sich bei 15 m räumlicher Auflösung abschwächt. Daher nimmt der Informationsgehalt über die Formkomplexität vor allem zwischen einer räumlichen Auflösung von 2,8 m und 15 m ab. In diesem Skalenbereich wird die Formkomplexität der einzelnen Patches mehr und mehr durch die Pixelgröße und weniger durch die „*Realwelteigenschaften*“ charakterisiert. Somit nähert sich die Formkomplexität der Landschaftselemente zunehmend der Standardform des Quadrates an. Entsprechend steht der Rückgang der „*AWMSI*“-Werte ebenfalls in einer engen Beziehung zur Abnahme der „*TE*“-Werte. Je geringer die Formkomplexität eines Objektes ist, umso weniger begrenzende Kanten weist dieses Objekt auf. Die Werte der LSM „*MNN*“ und „*CONTAG*“ nehmen ebenfalls mit der Verringerung der räumlichen Auflösung ab. Die Abnahme der „*MNN*“-Werte wird durch die Abnahme der Pixelanzahl der Bildausschnitte mit der Verringerung der räumlichen Auflösung hervorgerufen. Dies bedingt insgesamt eine Verringerung der Entfernung zwischen den einzelnen Landschaftselementen. Zudem führt die geringere Anzahl an Pixeln zu einer Abnahme des LSM „*CONTAG*“ und somit zu einer ungleichmäßigeren Verteilung der Landschaftselemente. Im Vergleich fällt der Rückgang der LSM „*MNN*“ und „*CONTAG*“ geringer aus als der „*AWMSI*-Rückgang“. Diese Tatsache deutet darauf hin, dass die Verteilung

der einzelnen Patches im Raum über eine große Bandbreite unterschiedlicher räumlicher Auflösungen erfasst wird als die Komposition der Patches.

Insgesamt erlauben die LSM-Werte Aussagen über die Veränderung des Informationsgehaltes in Bezug auf die räumliche Struktur der Versuchsfläche. Dementsprechend kann der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der an der Struktur beteiligten teilschlagspezifischen Pflanzenschäden beurteilt werden. Aufgrund des starken Rückgangs der LSM-Werte zwischen 0,7 m und 15 m räumlicher Auflösung wird in diesem Skalenbereich ein signifikanter Informationsverlust beschrieben.

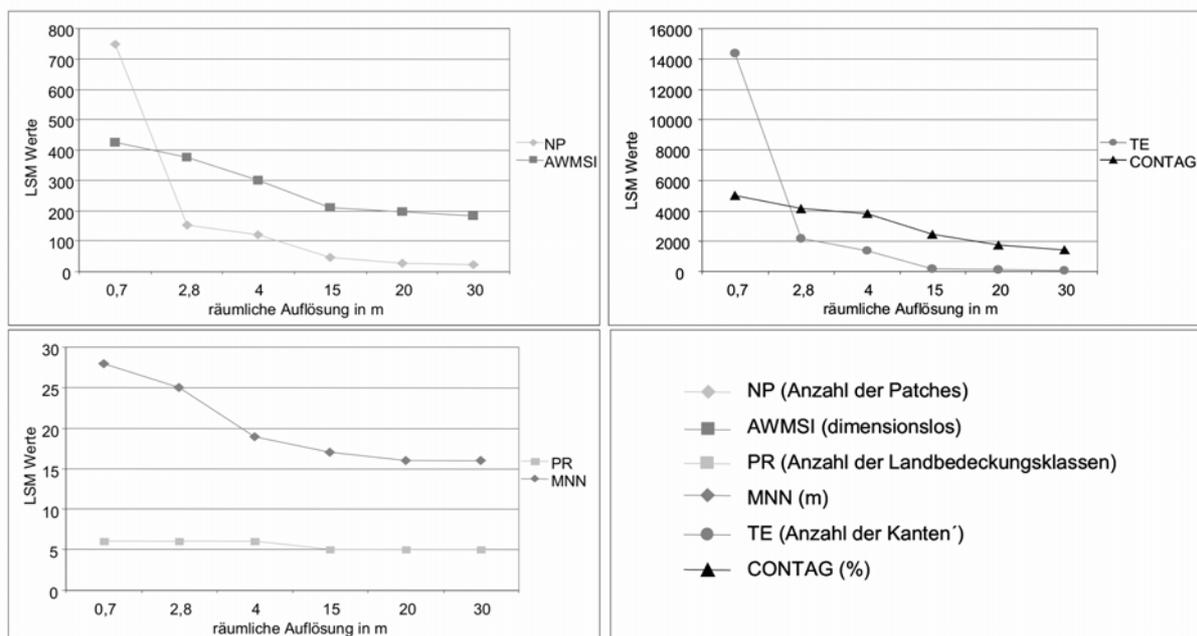


Abbildung 40: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit der räumlichen Auflösung (Landschaftsebene) - Datengrundlage: Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation – Quelle: Eigener Entwurf

10.2.2 Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation (Klassenebene)

Um genauere Aussagen hinsichtlich des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden treffen zu können, wurden in einem weiteren Schritt die LSM-Werte der Klassenebene für die drei „geschädigten“ Landbedeckungsklassen „Weizen krank / mit Stickstoffversorgung“, „Weizen gesund / ohne Stickstoffversorgung“ und „Weizen krank / ohne Stickstoffversorgung“ betrachtet.

Da die Analyse der Landschaftsebene auf einen signifikanten Informationsverlust zwischen 0,7 m und 15 m hindeutet, wurden die Skalenebenen zwischen 1 m und 15 m näher untersucht. Bei die-

sem Datensatz handelt es sich um einen kontinuierlichen Datensatz, bei dem die räumliche Auflösung jeweils um einen Meter verringert wurde. Die Auswertung des LSM „*PLAND*“ zeigt, dass die Flächenanteile der drei Landbedeckungsklassen bis zu einer räumlichen Auflösung von 5 m relativ konstant bleiben. Ab einer räumlichen Auflösung von 6 m weisen alle drei Landnutzungsklassen deutliche Schwankungen der prozentualen Flächenanteile auf. Somit werden die Flächenanteile der drei Landbedeckungsklassen ab einer räumlichen Auflösung von 6 m nicht mehr korrekt erfasst. Ebenso zeigen die Strukturmaße „*NP*“ und „*TE*“ zwischen einer räumlichen Auflösung von 1 m und 6 m eine deutliche Abnahme ihrer Werte. Aufgrund der Verringerung der räumlichen Auflösung und der daraus resultierenden Aggregation der Pixel, werden vor allem kleinere Patches nicht mehr erfasst. Diese Tatsache erklärt ebenfalls den Rückgang der „*TE*- Werte“, da die Kantenlänge mit der Anzahl der Patches korreliert ist. Die Trennbarkeit der drei unterschiedlichen Landbedeckungsklassen auf Grundlage ihrer unterschiedlichen Formkomplexität ist bis zu einer räumlichen Auflösung von 5 m möglich. Bei einer weiteren Verringerung der räumlichen Auflösung nähern sich die „*AWMSI* –Werte“ einander an, da die Formkomplexität mehr und mehr durch die Pixelgröße und weniger durch die „*Realwelteigenschaften*“ charakterisiert wird.

Zusammenfassend bestätigt die Landschaftsstrukturanalyse der Klassenebene den abnehmenden Informationsgehalt, wie er bereits über die Bewertung der Klassifikationsergebnisse gezeigt wurde (vgl. Kap. 8). Über die Analyse der Veränderung der LSM mit der Veränderung der räumlichen Auflösung ist es zudem möglich, einen empirischen Schwellenwert der räumlichen Auflösung zu benennen, ab dem die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Winterweizenversuchs nicht mehr korrekt erfasst werden können. Dieser Schwellenwert liegt bei 5 m bis 6 m, so dass für die Erfassung der betrachteten teilschlagspezifischen Schädigungen eine räumliche Auflösung von mindestens 6 m benötigt wird (vgl. Abbildung 41).

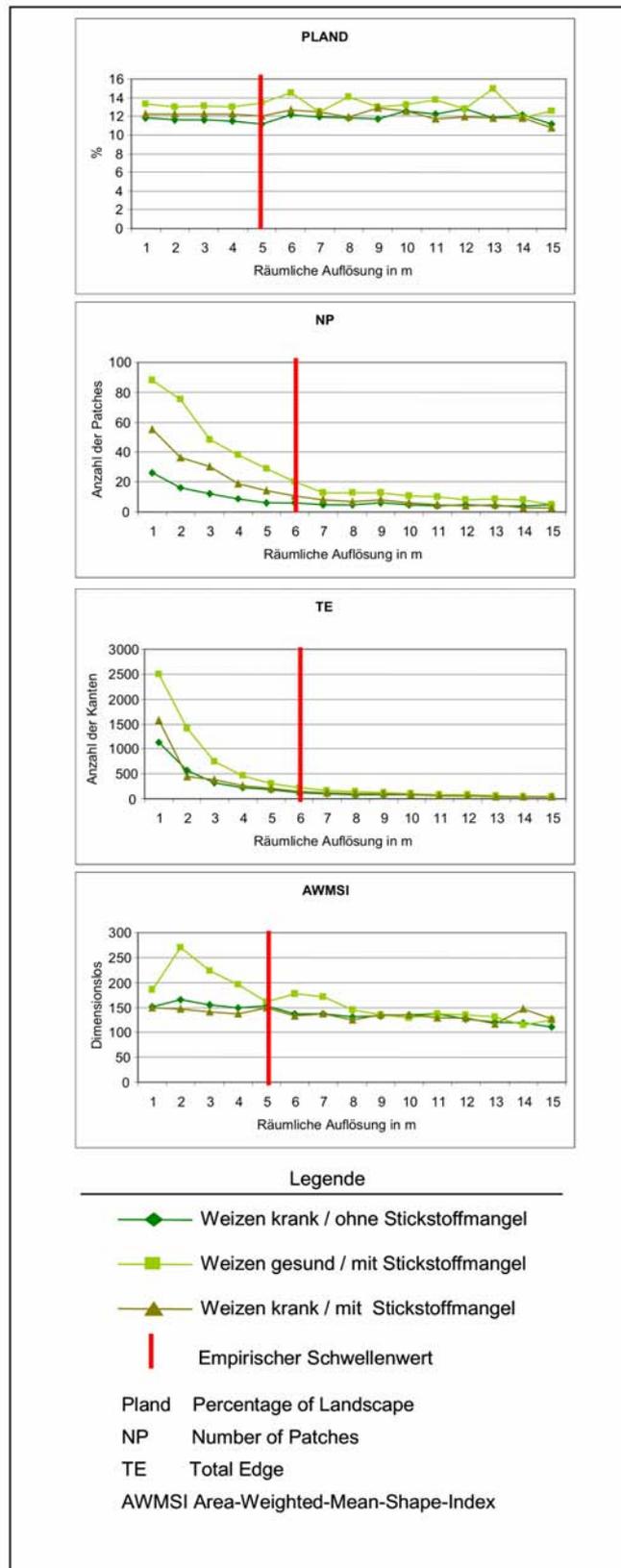
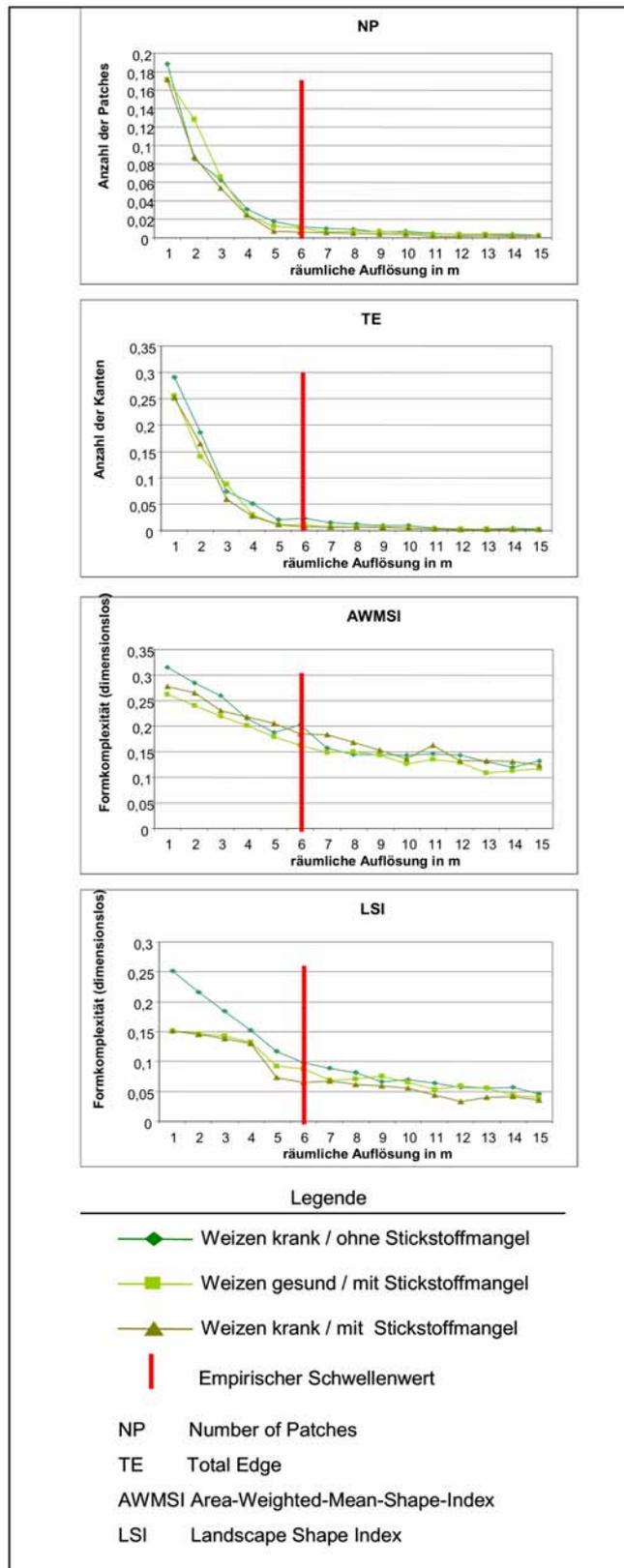


Abbildung 41: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit Veränderung der räumlichen Auflösung (Klassenebene) – Datengrundlage: Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation – Quelle: Eigener Entwurf

10.2.3 Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Subpixelklassifikation (Landschaftsebene)

Die Ergebnisse der Subpixelklassifikation wurden ebenfalls einer Landschaftsstrukturanalyse unterzogen. Wie bereits erwähnt, entspricht die Landschaftsebene der Subpixelklassifikation der Klassenebene der Maximum Likelihood Klassifikation, da bei der Subpixelklassifikation für jeden der vier Endmember ein separates Bild berechnet wird. Hieraus resultiert jedoch die Tatsache, dass das auf der Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikation berechnete Strukturmaß „*PLAND*“ nicht mit den Ergebnissen der LSM der Subpixelklassifikation vergleichbar ist, da „*PLAND*“ sich nur für die Klassenebene berechnen lässt. Zur Erfassung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden wurden die LSM für die drei Endmemberbilder berechnet, die eine Schädigung des Weizens beschreiben: „*Weizen krank / mit Stickstoffversorgung*“, „*Weizen gesund / ohne Stickstoffversorgung*“ und „*Weizen krank / ohne Stickstoffversorgung*“. Aufgrund der Ergebnisse der LSM der Maximum Likelihood Klassifikation wurden wiederum die räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m in die Analyse einbezogen.

Durch die Aggregation der Pixel mit der Verringerung der räumlichen Auflösung nehmen die Werte der beiden Strukturmaße „*NP*“ und „*TE*“ zwischen einer räumlichen Auflösung von 1 m und 6 m deutlich ab. Somit wird für die LSM „*NP*“ und „*TE*“ das gleiche Ergebnis erzielt, wie für diese Strukturmaße auf der Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikation (vgl. Kap. 10.2.2). Die „*AWMSI*“-Werte zeigen mit der Verringerung der räumlichen Auflösung eine Abnahme der Formkomplexität auf. Auch hier erfolgt bis zu einer räumlichen Auflösung von etwa 6 m ein deutlicher Rückgang der Werte. Da das LSM „*PLAND*“ nur die Klassenebenen, nicht aber für die Landschaftsebene berechnet werden kann, wurde zur Ermittlung des Schwellenwertes für die Ergebnisse der Subpixelklassifikation ein weiteres formbeschreibendes Strukturmaß, der „*Landscape shape index*“ (*LSI*) berechnet. Der „*LSI*“-Wert nimmt ebenfalls bis zu einer räumlichen Auflösung von 6 m deutlich ab.



**Abbildung 42: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit Veränderung der räumlichen Auflösung (Landschaftsebene) – Datengrundlage: Ergebnisse der Subpixelklassifikation-
 Quelle: Eigener Entwurf**

Zusammenfassend wird der ermittelte Schwellenwert auf der Grundlage der LSM der Klassenebene der Maximum Likelihood Klassifikation über die Analyse der LSM der Landschaftsebene der Subpixelklassifikation bestätigt.

Die Bewertung der Ergebnisse der Subpixelklassifikation mittels Zufallspunkten ergab für die Subpixelklassifikation im Vergleich zur Maximum Likelihood Klassifikation auch bei geringerer räumlicher Auflösung insgesamt höhere Gesamtgenauigkeiten. Daher wird im Folgenden geprüft, ob über die Analyse der LSM der Klassenebene der Subpixelklassifikation ein anderer Schwellenwert der räumlichen Auflösung ermittelt und somit die höhere Genauigkeit bestätigt werden kann.

10.2.4 Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung anhand der Ergebnisse der Subpixelklassifikation (Klassenebene)

Die Landschaftsstrukturanalyse der Ergebnisse der Subpixelklassifikation erfolgt unter folgender **Hypothese**: Der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden wirkt sich bei der Subpixelklassifikation geringer aus als bei der Maximum Likelihood Klassifikation. Entsprechend werden die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden bei einer geringeren räumlichen Auflösung als bei der Maximum Likelihood Klassifikation erfasst.

Die feinere Struktur der Subpixelklassifikation, die Subpixelebene, wird über die Klassenebene der LSM erfasst, da hier zwischen den unterschiedlichen Pixelanteilen der Endmember an einem Pixel unterschieden wird. Aus diesem Grund erfolgt die Analyse der Strukturmaße für die acht Klassen der Ergebnisbilder der Subpixelklassifikation. Die Klassenbildung basiert auf den Pixelanteilen der Endmember, die zwischen „20-30 %“ und „90 – 100 %“ Pixelanteil liegen (vgl. Kap. 9). Die Analyse der Strukturmaße der Klassenebene zeigt mit der Verringerung der räumlichen Auflösung ebenfalls eine Abnahme der LSM-Werte. Die Strukturmaße „NP“ und „TE“ weisen zwischen einer räumlichen Auflösung von 1 m und 8 m einen starken Rückgang auf. Ab einer räumlichen Auflösung von 9 m nimmt die Intensität des Rückgangs deutlich ab. Beispielsweise nähern sich die „NP“-Werte für einen Pixelanteil von „90 – 100 %“ des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffversorgung“ (vgl. Abb. 43) ab einer räumlichen Auflösung von 9 m einem Wert von 0,1 an. Der Rückgang der beiden Strukturmaße „NP“ und „TE“ deutet darauf hin, dass kleinere Patches aufgrund der Verringerung der räumlichen Auflösung und der daraus resultierenden Aggregation der Pixel, nicht mehr erfasst werden. Dieser Trend ist für alle Klassen, d.h. alle Endmemberanteile zwischen 20 % und 100 %, zu beobachten. Die Werte der Formmaße („LSI“ & „AWMSI“) erfahren ebenfalls mit der Verringerung der räumlichen Auflösung einen Rückgang ihrer Werte. Dieser Rückgang fällt zwischen 1 m und 9 m räumlicher Auflösung besonders deutlich aus. Beispielsweise verringert sich der „LSI“- Wert des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffversorgung“ mit

einen Pixelanteil von „90 – 100 %“ zwischen 1 m und 9 m von 14,2 auf 6 und der „AWMSI“-Wert von 3,8 auf 1,67 (vgl. Abb. 43).

In Abbildung 43 sind die Veränderungen der LSM- Werte für den Endmember „*Weizen krank / mit Stickstoffversorgung*“ mit einem Endmemberanteil von 90-100 % exemplarisch dargestellt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird auf die Abbildung weiterer Endmember sowie weiterer Endmemberanteile verzichtet. Die berechneten LSM -Werte der drei Schadendmember „*Weizen krank/ mit Stickstoffversorgung*“, „*Weizen gesund / ohne Stickstoffversorgung*“ und „*Weizen krank / ohne Stickstoffversorgung*“ sind im Anhang 13 (Kap. 16.13) tabellarisch enthalten und gehen alle in die statistische Überprüfung des Schwellenwertes ein (vgl. Kap. 11).

In Hinblick auf die Erfassung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Weizenfeldes können die räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m in zwei Gruppen eingeteilt werden. Bis zu einer räumlichen Auflösung von 8 m bis 9 m wird die Struktur des Versuchsfeldes korrekt erfasst. Bei einer weiteren Verringerung der räumlichen Auflösung werden die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst. Entsprechend der Gruppierung der räumlichen Auflösung in zwei Gruppen, kann in Hinblick auf die Erfassung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden ein Schwellenwerte von 9 m benannt werden bis zu dem, die im Versuchsfeld vorhandenen teilschlagspezifischen Pflanzenschäden gut erfasst werden.

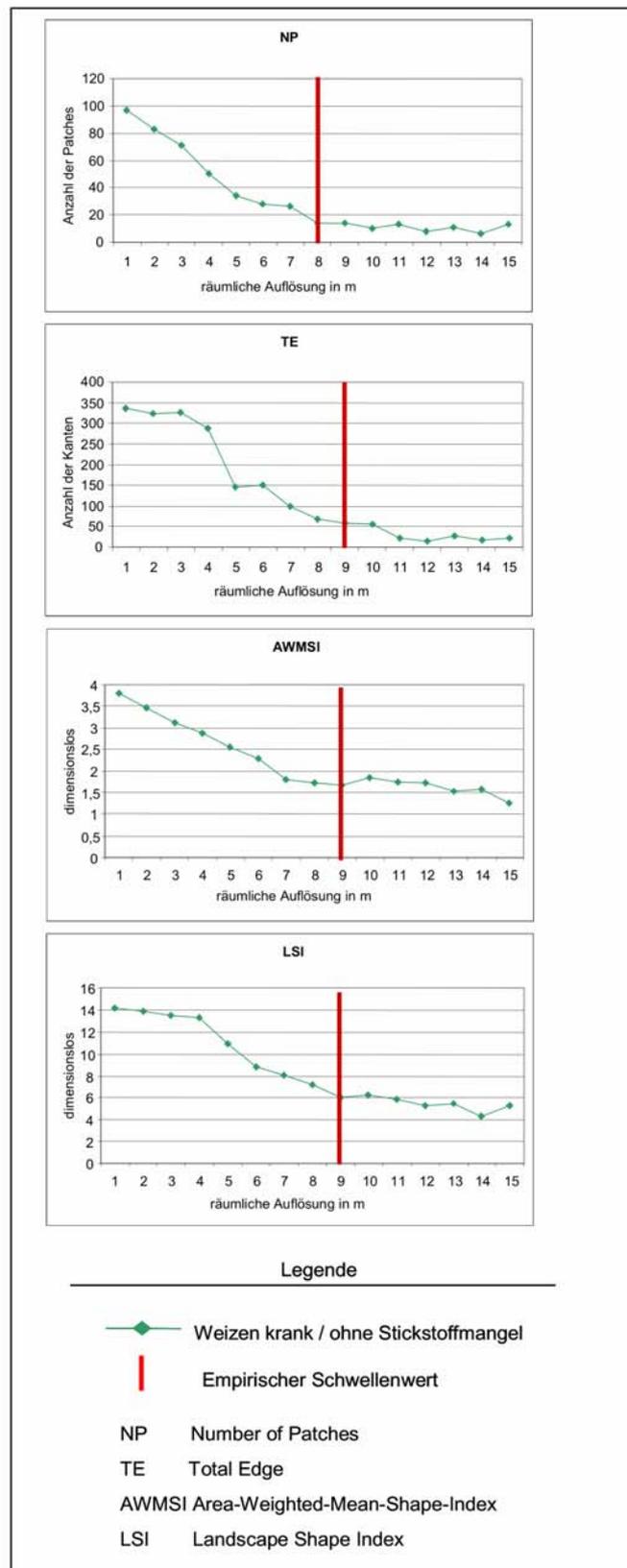


Abbildung 43: Veränderung der Landschaftsstrukturmaße (LSM) mit Veränderung der räumlichen Auflösung (Klassenebene) – Datengrundlage: Ergebnisse der Subpixelklassifikation – Quelle: Eigener Entwurf

Zusammenfassend zeigt die Analyse der LSM, dass über die Subpixelklassifikation eine genauere Erfassung der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden möglich ist als über die Methode der Maximum Likelihood Klassifikation. Demzufolge wird die Hypothese, dass teilschlagspezifische Pflanzenschäden über die Methode der Subpixelklassifikation bei geringeren räumlichen Auflösungen besser erfasst werden können als bei der Anwendung einer Maximum Likelihood Klassifikation, bestätigt. Ebenfalls werden die Ergebnisse der Validierung der Klassifikationsergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation und der Subpixelklassifikation mittels Zufallspunkten bestätigt (vgl. Kap. 8 & 9). Der Vergleich der beiden empirisch ermittelten Schwellenwerte zeigt, dass die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Weizenversuchs über die Anwendung einer Subpixelklassifikation aus Daten mit einer bis zu 3 m schlechteren räumlichen Auflösung erfasst werden können.

Zusammenfassung der Ergebnisse

Insgesamt zeigt die Analyse der LSM bei veränderter räumlicher Auflösung, dass die verschiedenen LSM den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Struktur des Weizenversuchs und damit auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden gut wiedergeben. Die Ergebnisse der Landschaftsstrukturanalyse zur Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden sowie die Ergebnisse der empirischen Ableitung des Schwellenwerts lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Die Ergebnisse der Landschaftsstrukturanalyse zeigen, dass die räumliche Struktur des Weizenversuchs von der räumlichen Auflösung abhängig ist. Mit der Abnahme der räumlichen Auflösung erfahren die ausgewählten Strukturmaße ebenfalls eine Verringerung. Dieser Rückgang der LSM-Werte lässt sich direkt mit der Aggregation der Pixel erklären. Die Aggregation der Pixel führt zu einem Rückgang der Anzahl der Landschaftselemente und zu einem Rückgang der Formkomplexität (vgl. Hypothese 1, Kap. 10).
- Über die charakteristische Veränderung der LSM-Werte besteht die Möglichkeit, einen empirischen Schwellenwert der räumlichen Auflösung zu formulieren, ab dem die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können (vgl. Hypothese 2, Kap. 10).
- Die LSM weisen für die Klassenebene der Maximum Likelihood Klassifikation den gleichen Schwellenwert wie für die Landschaftsebene der Subpixelklassifikation auf. Somit wird die Tatsache bestätigt, dass sich die beiden Berechnungsebenen bei den unterschiedlichen Klassifikationsansätzen entsprechen (vgl. Hypothese 3, Kap. 10).
- Die LSM-Analyse der Klassenebene der Subpixelklassifikation bestätigt, dass die räumliche Struktur der Versuchsfläche über die Methode der Subpixelklassifikation auch bei geringen Auflösungen noch gut erfasst werden kann. Dementsprechend weisen die LSM der Klassenebene für die Subpixelklassifikationen einen Schwellenwert aus, der um 3 m gerin-

ger ist als der empirisch ermittelte Schwellenwert für die Maximum Likelihood Klassifikation (vgl. Hypothese 4 / 5, Kap. 10).

11. Statistische Überprüfung der empirisch abgeleiteten Schwellenwerte der räumlichen Auflösung

11.1 Problemstellung

Die Analysen der Landschaftsstrukturmaße (LSM) zeigen einen eindeutigen Zusammenhang zwischen der Veränderung der räumlichen Auflösung und der Veränderung der LSM-Werte. Die berechneten LSM dienen dazu, den empirischen Schwellenwert der räumlichen Auflösung zu formulieren, ab dem die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können. Dieser Schwellenwert liegt für die Ergebnisse der Maximum Likelihood Klassifikation bei 6 m und für die Ergebnisse der Subpixelklassifikation bei 9 m. Entsprechend kann die räumliche Auflösung anhand der LSM-Werte in folgende Gruppen eingeteilt werden: In eine Gruppe, in der teilschlagspezifische Pflanzenschäden korrekt erfasst werden können (1 m bis 6 m bzw. 1 m bis 9 m), und eine zweite Gruppe, in der teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr erfasst werden können (> 6 m, bzw. >9 m) (vgl. Kap. 10). Folglich wird die räumliche Auflösung in die beiden Gruppen 1 (erfassbar) und 2 (nicht erfassbar) unterteilt. Im Folgenden wird über eine Diskriminanzanalyse (BAHRENBERG et al. 1992) geprüft, ob diese Einteilung statistisch verifiziert werden kann. Die zu überprüfenden **Hypothesen**⁴³ lauten:

- Die Werte der LSM auf der Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikation verändern sich bei einer räumlichen Auflösung von 6 m so deutlich, dass die LSM-Werte bei diesen Schwellenwerten in zwei Gruppen eingeteilt werden können.
- Die LSM-Werte auf der Grundlage der Subpixelklassifikation verändern sich bei einer räumlichen Auflösung von 9 m so deutlich, dass die LSM-Werte bei einem Schwellenwerten vom 9 m in zwei Gruppen eingeteilt werden können.

Durchgeführt wurde die Diskriminanzanalyse mit SPSS (Version 12.0).

11.2 Die Diskriminanzanalyse – theoretischer Hintergrund & praktische Umsetzung

Die Diskriminanzanalyse ist eine multivariate Methode zur Überprüfung von Gruppenunterschieden und somit von Gruppierungen. Sie gehört damit zu den strukturprüfenden statistischen Verfahren. Für zwei oder mehrere Gruppen kann simultan anhand mehrerer Variablen analysiert werden, ob für diese die bestmögliche Gruppierung vorliegt oder ob die Gruppierung verändert werden muss. Bei der Diskriminanzanalyse handelt es sich, im Gegensatz zur Clusteranalyse, um ein konfirmatorisches Verfahren, welches zur Überprüfung von Gruppierungen, sowie zur Überprüfung von Hypothesen eingesetzt werden kann (JOHNSTON 1978, ERB 1990, BAHRENBERG et al. 1992).

⁴³ Diese Hypothesen stehen im engen Zusammenhang zu der Haupthypothese 2 dieser Arbeit (vgl. Kap.1).

Zur Überprüfung einer gegebenen Gruppierung kann die Diskriminanzanalyse in folgende Teilschritte unterteilt werden:

1. Definition der Gruppen
2. Formulierung & Schätzung der Diskriminanzfunktion
3. Prüfung der Diskriminanzfunktion (BACKHAUS 2000)

11.2.1 Definition der Gruppen

Die Diskriminanzanalyse basiert auf der Definition von Gruppen. Die Gruppierung kann sich entweder direkt aus einem Anwendungsproblem ergeben oder das Ergebnis einer zuvor durchgeführten Clusteranalyse sein. Um die Güte der Gruppierung zu überprüfen, muss zunächst festgelegt werden, welche Gruppen anhand welcher Merkmalsvariablen überprüft werden sollen. Mathematisch ausgedrückt, werden von jedem Objekt jeder Gruppe j die Merkmalsvariablen X_1, X_2, \dots, X_j analysiert.

Die statistische Überprüfung der empirisch abgeleiteten Gruppierung der räumlichen Auflösung erfolgt anhand folgender LSM, die als unabhängige Merkmalsvariablen in der Analyse eingesetzt werden: „Percentage of Landscape (PLAND)“, „Number of Patches (NP)“, „Total Edge (TE)“, „Area-Weighted-Mean-Shape-Index (AWMSI)“ für die LSM der Maximum Likelihood Klassifikation und „Landscape Shape Index (LSI)“, „NP“, „TE“, „AWMSI“ für die LSM der Subpixelklassifikation.

Das Ziel ist es, die Variablen bei minimalem Informationsverlust zu einer einzigen Variable zusammenzufassen. Die Überprüfung der Güte einer bestehenden Gruppierung erfolgt in zwei aufeinander aufbauenden Schritten: Zunächst wird eine so genannte Diskriminanzfunktion geschätzt, mit der die Variablen zusammengefasst werden. Die Schätzung der Diskriminanzfunktion entspricht ungefähr der Schätzung einer Regressionsfunktion innerhalb einer Regressionsanalyse. Die Diskriminanzanalyse unterscheidet sich gegenüber der Regressionsanalyse allerdings dadurch, dass bei der Diskriminanzanalyse aus den stetigen Werten der erklärenden Variablen diskrete Werte der abhängigen Variablen berechnet werden. Infolgedessen erfolgt eine Klassifizierung der Objekte, die Bestimmung der Gruppenzugehörigkeit und somit die eigentliche Überprüfung der gegebenen Gruppierung (BAHRENBERG et al. 1992, BROSIUS 1998).

11.2.2 Formulierung und Schätzung der Diskriminanzfunktion

Zur Ermittlung der Güte der Gruppierung wird eine Diskriminanzfunktion (Y) gesucht, welche die Elemente der zu trennenden Gruppen optimal trennt (BAHRENBERG et al. 1992). Die Diskriminanzfunktion lässt sich als lineare Funktion der analysierten Merkmalsvariablen beschreiben. Werden zwei Merkmalsvariablen analysiert ergibt sich folgende Formel:

$$Y = v_1 X_1 + v_2 X_2$$

(BAHRENBERG et al., 1992: 319)

mit

Y = Diskriminanzfunktion

X = Merkmalsvariable 1 und 2

v_i = Diskriminanzkoeffizient der Merkmalsvariablen X_1 und X_2

Setzt man die Merkmalsvariablen X_1, X_2 eines Elementes j in die Diskriminanzfunktion ein, kann der zugehörige Diskriminanzwert Y_j ermittelt werden.

$$Y_i = v_1 X_{1j} + v_2 X_{2j}$$

(BAHRENBERG et al., 1992: 320)

Zur Ableitung der Diskriminanzwerte müssen die Diskriminanzkoeffizienten ermittelt werden (BACKHAUS et al 1998). Diese müssen so bestimmt werden, dass die Häufigkeitsverteilungen der Diskriminanzwerte der zu trennenden Gruppen, einen möglichst kleinen Überschneidungsbereich aufweisen. In Abbildung 44 sind beispielhaft drei verschiedene Diskriminanzachsen (Y, Y^*, Y^{**}) mit den entsprechenden Häufigkeitsverteilungen der Diskriminanzwerte Y_j dargestellt. Aus dieser Abbildung geht hervor, dass die Diskriminanzachse Y die beiden Gruppen am besten trennt. Im Gegensatz zu Y^* und Y^{**} treten bei Y zwischen den beiden Gruppen keine Überschneidungen auf. Zur Wahl der Diskriminanzachse, welche die Gruppen am besten trennt, „ist ein Kriterium zu suchen, das den Überschneidungsbereich der Diskriminanzwerte beider Gruppen auf der Trennungsgerten zu minimieren gestattet“ (BAHRENBERG et al., 1992: 321)

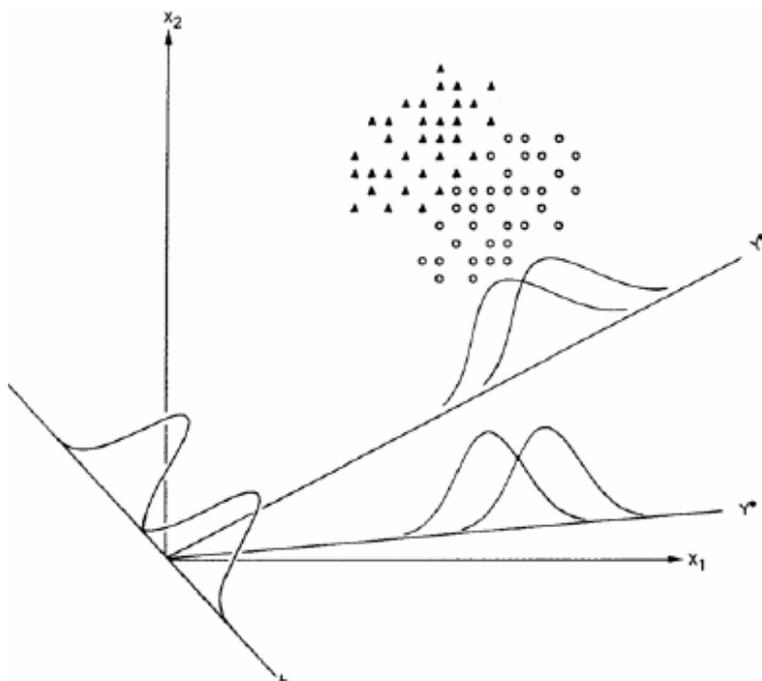


Abbildung 44: Trennung durch verschiedene Diskriminanzfunktionen

Quelle: BAHRENBERG et al., 1992: 319

Eine Möglichkeit, die Unterschiede von zwei Gruppen A und B zu messen, stellt die Ermittlung des Abstandes der Gruppenmittelpunkte auf der Diskriminanzachse dar (BACKHAUS et al. 1998). Umso größer das Abstandsquadrat (d^2) ist, desto besser können die beiden Gruppen A und B voneinander getrennt werden. Das Abstandsquadrat der Gruppenmittelpunkte auf der Diskriminanzachse berechnet sich über folgende Formel:

$$d^2 = (\bar{Y}_A - \bar{Y}_B)^2 \quad (\text{BAHRENBERG et al., 1992: 322})$$

mit

d^2 = Abstandsquadrat

\bar{Y}_A = Mittelpunkt der Gruppe A

\bar{Y}_B = Mittelpunkt der Gruppe B

Zusätzlich zum Abstand der Gruppenmittelpunkte hat die Streuung der Elemente innerhalb der Gruppen einen Einfluss auf die Trennkraft der Diskriminanzfunktion. Hierbei gilt: umso geringer die Streuung der Diskriminanzwerte innerhalb der Gruppen ist, desto kleiner ist der Überschneidungsbereich. Die Streuung innerhalb der Gruppen wird über die Summe der quadrierten Abweichungen vom Mittelpunkt der Gruppe beschrieben und berechnet sich über folgende Formel:

$$s^2 = \sum_{j=1}^{n_A} (Y_{Aj} - \bar{Y}_A)^2 + \sum_{j=1}^{n_B} (Y_{Bj} - \bar{Y}_B)^2 \quad (\text{BAHRENBERG et al., 1992: 323})$$

mit

Y_{Aj} und Y_{Bj} = Diskriminanzwert des j-ten Objektes in Gruppe A bzw. B

n_A und n_B = Umfang von Gruppe A und B

Insgesamt wird über die Maximierung des Abstands zwischen den Gruppen und die Minimierung der Streuung innerhalb der Gruppen, ein kleinstmöglicher Überschneidungsbereich zwischen den Gruppen erzielt (JOHNSTON 1978, FAHRMEIR & HAMERLE 1984, ERB 1990, BAHRENBERG et al. 1992, ROSNER 1998, BACKHAUS et al. 2000). Aus dieser Kombination leitet sich das so genannte Diskriminanzkriterium T ab:

$$T = \frac{d^2}{S^2} \quad (\text{BAHRENBERG et a., 1992: 323})$$

Zur optimalen Trennung von zwei Gruppen gilt es insgesamt, das Diskriminanzkriterium zu maximieren, d.h. die Diskriminanzkoeffizienten so zu bestimmen, dass der quadrierte Abstand (d^2) zwischen zwei Gruppen möglichst groß wird, und gleichzeitig die Streuung innerhalb der Gruppen (s^2) möglichst klein wird.

11.2.3 Prüfung der Diskriminanzfunktion

Zur Bestimmung der Unterschiedlichkeit der Gruppen werden verschiedene Verfahren unterschieden:

a) Betrachtung des Diskriminanzkriteriums

Die Güte der Gruppierung kann über den kanonischen Korrelationskoeffizient bewertet werden. Der kanonische Korrelationskoeffizient gibt den Anteil der Streuung zwischen den Gruppen an der Gesamtstreuung wieder und wird über folgende Gleichung berechnet:

$$\text{Kanonischer Korrelationskoeffizient} = \sqrt{\frac{QSZ}{QSZ + QSI}} \quad (\text{BROSIUS, 1998: 601})$$

mit

QSZ = Quadratsumme der Streuung zwischen den Gruppen

QSZ+QSI = Quadratsumme der Gesamtstreuung

Der Wertebereich der kanonischen Korrelation liegt zwischen 0 und 1. Der kanonische Korrelationskoeffizient entspricht im „Zwei-Gruppen-Fall“ dem Bestimmtheitsmaß einer Regressionsanalyse. Je größer der Wert des kanonischen Korrelationskoeffizients ist, umso größer ist die Streuung zwischen den Gruppen im Verhältnis zur Streuung innerhalb der Gruppen und umso höher ist die Trennkraft der Diskriminanzfunktion.

Eine weitere Methode ist die Berechnung von Wilks' Lambda. Wilks' Lambda bezieht sich auf den Anteil der Streuung innerhalb der Gruppen an der Gesamtstreuung. Die Formel für die Berechnung lautet:

$$\text{Wilks' Lambda} = \frac{QSI}{QSZ + QSI} \quad (\text{BROSIUS, 1998: 602})$$

mit

QSI = Quadratsumme der Streuung innerhalb der Gruppen

QSZ+QSI = Quadratsumme der Gesamtstreuung

Im Gegensatz zum kanonischen Korrelationskoeffizienten handelt es sich bei Wilks' Lambda um ein „inverses“ Gütemaß. Das bedeutet: Je kleiner die Werte von Wilks' Lambda sind, desto größer ist die Trennkraft der Diskriminanzfunktion (BAHRENBERG et al. 1992, BACKHAUS et al. 2000, BROSIUS 1998).

Für die LSM auf Basis der Maximum Likelihood Klassifikation beträgt der Wert des "kanonischen Korrelationskoeffizienten 0,892 und der Wert von Wilks' Lambda 0,204. Für die LSM auf Basis der Subpixelklassifikation wird für die Landschaftsebene ein kanonischer Korrelationskoeffizient

von 0,968 und ein Wilks' Lambda von 0,063 ermittelt. Für die LSM der Klassenebene der Subpixelklassifikation beträgt der Wert des kanonischen Korrelationskoeffizienten 0,976 und von Wilks' Lambda 0,048. Insgesamt weisen die beiden Maße auf eine hohe Güte der Diskriminanzfunktionen hin. Infolgedessen kann von einer sinnvollen Einteilung der räumlichen Auflösung in die beiden Gruppen 1 und 2 ausgegangen werden.

b) Vergleich mit einem kritischen Diskriminanzwert

Für jedes Element j lässt sich ein Wert auf der Diskriminanzachse berechnen. Dies ist der so genannte Diskriminanzwert. Zur Beurteilung der Güte der Gruppierung werden diese Diskriminanzwerte mit dem gewichteten arithmetischen Mittel der Diskriminanzwerte y_j , dem so genannten kritischen Diskriminanzwert, verglichen. Ziel dieses Vergleiches ist die Erstellung einer Klassifikationsmatrix, in der eine quantitative Aussage über die Trennkraft einer Diskriminanzfunktion zusammenfassend dargestellt werden kann. Die Güte der Trennbarkeit wird in % angegeben (BAHRENBERG et al. 1992, BACKHAUS et al. 2000).

Für die LSM der Maximum Likelihood und der Subpixelklassifikation zeigen die erstellten Klassifikationsmatrizen eine sehr gute Übereinstimmung, so dass die empirische Gruppierung als sehr gut beurteilt werden kann. Über die abgeleiteten Diskriminanzfunktionen wird die aus der Landschaftsstrukturanalyse abgeleitete Gruppierung der räumlichen Auflösung in die zwei Gruppen 1 (erfassbar) und 2 (nicht erfassbar) zu 100% bestätigt. Im Folgenden sind die Klassifikationsmatrizen für die drei vorgenommenen Gruppierungen dargestellt.

Tabelle 11: Klassifikationsmatrix auf der Basis, der aus der Maximum Likelihood Klassifikation abgeleiteten LSM (Klassenebene)

		Vorhergesagte Gruppenzugehörigkeit			
		Gruppe	1	2	Gesamt
Vorgegebene Gruppierung	Anzahl	1	6	0	6
	Anzahl	2	0	9	9
	Gesamt		6	9	
					Genauigkeit insgesamt: 100 %

100% der ursprünglich gruppierten Fälle wurden korrekt klassifiziert.
 (Gruppe 1 = räumliche Auflösung von 1 bis 6 m; Gruppe 2 = räumliche Auflösung von 7 bis 15 m)
 Quelle: Eigener Entwurf

Tabelle 12: Klassifikationsmatrix auf der Basis der aus der Subpixelklassifikation abgeleiteten LSM (Landschaftsebene)

		Vorhergesagte Gruppenzugehörigkeit			
		Gruppe	1	2	Gesamt
Vorgegebene Gruppierung	Anzahl	1	6	0	6
	Anzahl	2	0	9	9
		Gesamt	6	9	
					Genauigkeit insgesamt: 100 %

100% der ursprünglich gruppierten Fälle wurden korrekt klassifiziert
 (Gruppe 1 = räumliche Auflösung von 1 bis 6 m; Gruppe 2 = räumliche Auflösung von 7 bis 15 m)
 Quelle: Eigener Entwurf

Tabelle 13: Klassifikationsmatrix auf der Basis, der aus der Subpixelklassifikation abgeleiteten LSM (Klassenebene)

		Vorhergesagte Gruppenzugehörigkeit			
		Gruppe	1	2	Gesamt
Vorgegebene Gruppierung	Anzahl	1	9	0	9
	Anzahl	2	0	6	6
		Gesamt	9	6	
					Genauigkeit insgesamt: 100 %

100% der ursprünglich gruppierten Fälle wurden korrekt klassifiziert.
 (Gruppe 1 = räumliche Auflösung von 1 bis 9 m; Gruppe 2 = räumliche Auflösung von 10 bis 15 m)
 Quelle: Eigener Entwurf

Zusammenfassend wird die über die Analyse der LSM empirisch vorgenommene Gruppierung der räumlichen Auflösung in die beiden Gruppen „*Teilschlagspezifische Pflanzenschäden sind erfassbar*“ und „*Teilschlagspezifische Pflanzenschäden sind nicht erfassbar*“ bestätigt. Infolgedessen werden die empirisch abgeleiteten Schwellenwerte von 6 m bzw. von 9 m räumlicher Auflösung bestätigt. Dementsprechend stellt die Landschaftsstrukturanalyse ein geeignetes Verfahren dar, um den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden zu bewerten und einen empirischen Schwellenwert der räumlichen Auflösung abzuleiten, ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr erfassbar sind.

12. Die Frage der Übertragbarkeit der empirischen Ableitung von Schwellenwerten

12.1 Unterschiede der landwirtschaftlichen Flächen

Wie in Kapitel 3 beschrieben, wurden zur Überprüfung der Übertragbarkeit der Methode der Schwellenwertermittlung zwei weitere landwirtschaftliche Schläge analysiert. Diese beiden landwirtschaftlichen Flächen unterscheiden sich von der Winterweizenversuchsfläche in folgenden Punkten:

1. Es handelt sich um eine andere Kulturpflanze, die Zuckerrübe.
2. Der teilschlagspezifische Stress in der Weizenfläche wird sowohl durch einen abiotischen Stress (Stickstoffmangel) als auch durch einen biotischen Stress (unterschiedlicher Befall mit Pilzkrankheiten) hervorgerufen. In den Zuckerrübenflächen handelt es sich ausschließlich um einen biotischen Stress. Dieser resultiert aus einem unterschiedlich starken Befall mit der Zuckerrüben nematode „*Heterodera Schachtii*“ (vgl. Kap. 3).
3. Bei den Zuckerrübenflächen handelt es sich nicht um Versuchsflächen, sondern um Praxis-schläge, in denen eine räumliche Heterogenität in Bezug auf die Vitalität der angebauten Pflanzen festgestellt wurde.
4. Aus Punkt 3 ergibt sich ein grundlegend anderes räumliches Muster. Im Gegensatz zur Versuchsfläche, in der die einzelnen Vitalitätsstufen durch die Versuchsanlage und somit die Anordnung der Parzellen vorbestimmt ist, treten die Schäden in den Praxis-schlägen in einer unregelmäßigen Verteilung auf.
5. Die Schadpatches der Praxis-schläge weisen insgesamt eine kleinere mittlere Größe als die Schadpatches des Winterweizenversuchs auf. Während die mittlere Größe der Schadpatches im Winterweizenversuch bei etwa 0,02 ha lag, betrug die mittlere Größe der Schadpatches in den beiden Zuckerrübenflächen $\leq 0,01$ ha.
6. Die Standardabweichung der mittleren Größe der Schadpatches fällt für die beiden Zuckerrübenflächen geringer aus, als bei der Weizenfläche.
7. Zudem verfügen die Schadpatches der Praxis-schläge über eine höhere Formkomplexität als die geometrischen Formen der Schadpatches des Winterweizenversuchs.

Die Datengrundlage unterscheidet sich ebenfalls: Während für den Winterweizenversuch eine QuickBird-2 Szene zur Verfügung stand, wurden für die Analyse des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der Nematodennester CIR-Luftbilder verwendet. Diese haben eine räumliche Auflösung von 0,7 m (vgl. Kap. 4). Die räumliche Auflösung entspricht somit der eines panchromatischen QuickBird-2 Bildes. Allerdings wurde wie beim Winterweizenversuch, zur Analyse des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Nematodennester geringere räumliche Auflösungen über das Resamplingverfahren „*Cubic Convo-*

lution“ generiert (vgl. Kap. 7). Insgesamt wurde ein „quasi“ kontinuierlicher Datensatz mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 30 m erzeugt.

12.2 Klassifikation der Daten

Zur Einschätzung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erfassung der Nematodennester sowie zur Ermittlung eines empirischen Schwellenwerts, mussten die generierten Daten zunächst in einen thematischen Datensatz umgewandelt werden (vgl. Kap. 8). Grundsätzlich können Nematodennester aufgrund des veränderten spektralen Verhaltens aus multispektralen Fernerkundungsdaten gut erfasst werden. Die Bewertung der Genauigkeit basiert wie bei der Bestimmung der Klassifikationsgenauigkeit der Weizenfläche auf zufällig ausgewiesenen Punkten. Für den größeren Zuckerrübenschlager (Zuckerrübenschlager-1) wird über die Berechnung einer Maximum Likelihood Klassifikation auf der Grundlage der originalen CIR-Luftbilder (räumliche Auflösung 0,7 m) eine Gesamtgenauigkeit von 96 % erzielt. Damit werden die Nematodennester mit einer sehr guten Genauigkeit erfasst. Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung nimmt die Gesamtgenauigkeit der Klassifikationsergebnisse kontinuierlich ab und beträgt bei einer räumlichen Auflösung von 15 m nur noch 72 % (vgl. Abb. 45).

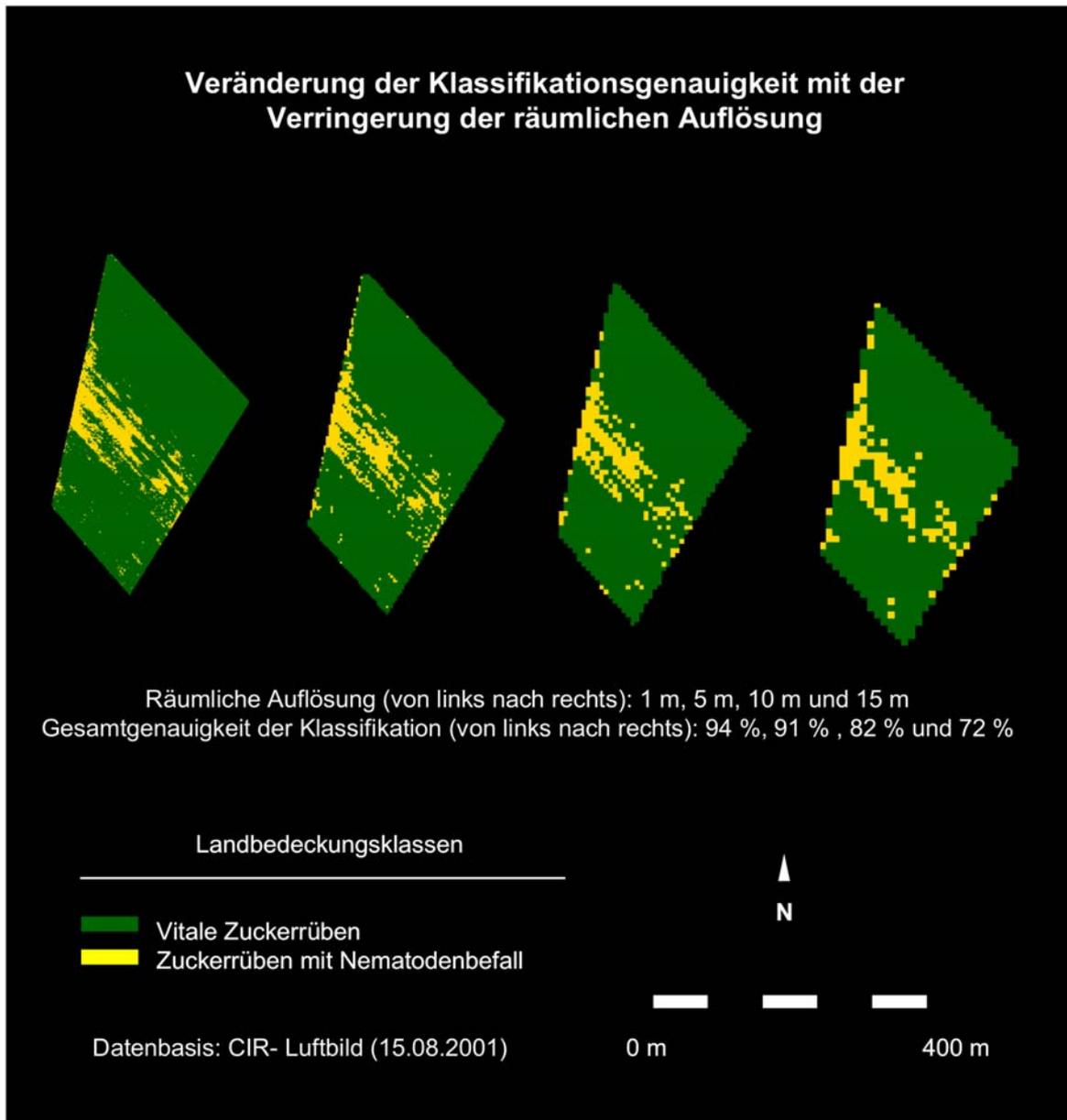


Abbildung 45: Veränderung der Klassifikationsgenauigkeit mit der Verringerung der räumlichen Auflösung (Datengrundlage: CIR-Luftbild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m)
Quelle: Eigener Entwurf

Bei der kleineren Zuckerrübenfläche (Zuckerrübenschlag-2) wird das Klassifikationsergebnis durch im Bild vorhandene Fahrstreifen negativ beeinflusst. Die Ursache für diese Fehlklassifikation, ist durch ein ähnliches spektrales Verhalten der mit Nematoden befallenen Zuckerrüben und dem Boden zu begründen. Dies lässt sich dadurch erklären, dass die Blätter der befallenen Zuckerrüben bei höheren Temperaturen schnell welken und die Blätter somit zu Boden hängen. Hieraus ergibt sich eine Mischsignatur zwischen den spektralen Signaturen der befallenen Zuckerrüben und dem Boden. Die Überschneidungen der spektralen Signatur der Klassen „Zuckerrüben mit Nematodenbefall“ und „Fahrspur“ sind in der folgenden Abbildung in Form einer „Feature Space“ Abbildung dargestellt.

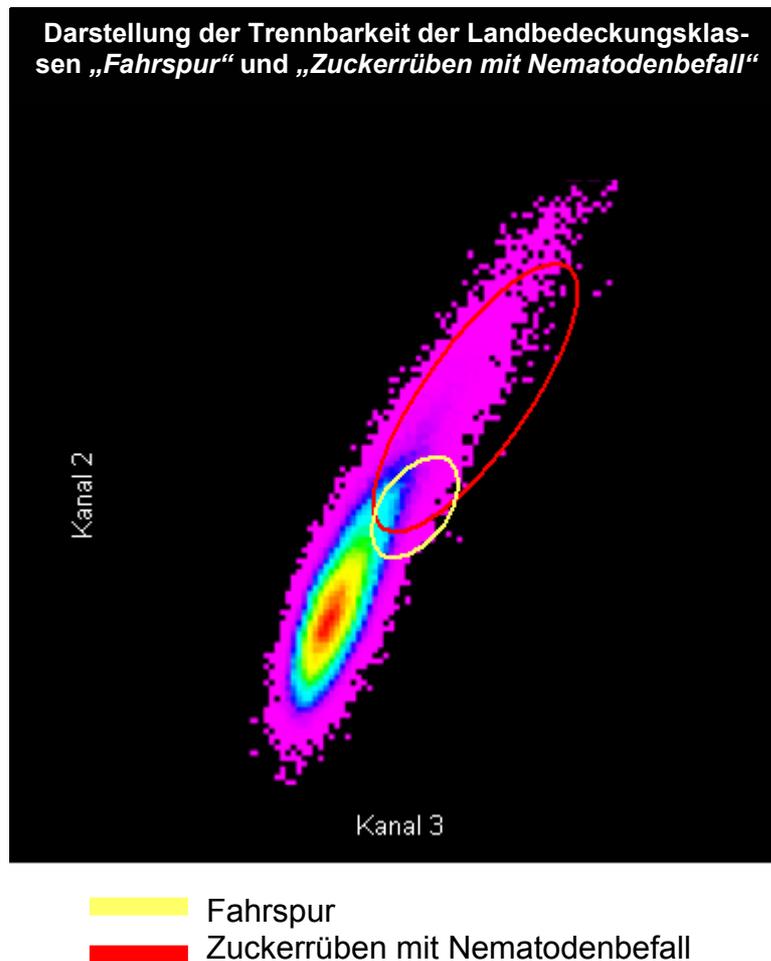


Abbildung 46: Darstellung der Trennbarkeit der Landbedeckungsklassen „Zuckerrüben mit Nematodenbefall“ & „Fahrspur“ im Feature Space (Kanalkombination (2/3)).
Quelle: Eigener Entwurf

Im Klassifikationsergebnis werden sowohl Teilbereiche des Zuckerrübenschlags mit befallenen Zuckerrüben als Fahrspur, als auch Fahrspuren als Zuckerrüben mit Nematodenbefall klassifiziert. Die Bewertung des Klassifikationsergebnisses auf der Grundlage des originalen CIR-Luftbildes mittels Zufallspunkten ergibt eine Gesamtgenauigkeit von 82 %. Vor dem Hintergrund der hohen räumlichen Auflösung von 0,7 m ist dieses Ergebnis als unbefriedigend anzusehen. Da die geringe Genauigkeit der Klassifikation aus Fehlzugehörigkeiten der beiden Klassen „befallene Zuckerrüben“ (Nutzergenauigkeit von 55%) und „Fahrspur“ (Nutzergenauigkeit von 57,44%) resultiert, wurden die parallel verlaufenden Fahrstreifen über eine Fast Fouriertransformation (FFT) eliminiert, um so das Klassifikationsergebnis zu verbessern.

Tabelle 14: Nutzergenauigkeit der überwachten Maximum Likelihood Klassifikation des Zuckerrübenschlags-2 bei Rommerskirchen

Landnutzungsklassen	Nutzergenauigkeit Klassifikation mit drei Klassen
Nicht befallene Zuckerrüben	91,78 %
Befallene Zuckerrüben	55,00 %
Fahrspur	57,44 %
Gesamtgenauigkeit	82 %

Quelle: Eigener Entwurf

12.2.1 Theoretische Grundlagen der Fourier Transformation

Die Theorie der Fourier Transformation geht auf JEAN-BAPTISTE JOSEPH FOURIER zurück. In seinem 1822 veröffentlichtem Buch „*Die analytische Theorie der Wärme*“ gelang ihm die Demonstration, dass jede eindimensionale Funktion $f(x)$ durch die Summe unendlich vieler Sinus- und Kosinusfunktionen und den zugehörigen Koeffizienten dargestellt werden kann. Die Transformation von Signalen in den Frequenzbereich beruht somit auf der Zerlegung aller Signale in harmonische Bausteinsignale, den Elementarsignalen. Die Fouriertransformation stellt heute ein fundamentales Verfahren in der Signalverarbeitung dar. In der digitalen Bildverarbeitung wird die Fouriertransformation zur Reduzierung des Rauschens in zweidimensionalen Rasterbildern, wie z.B. durch unsystematische und systematische Sensor-Anomalien hervorgerufene Streifen in Satellitenbildszenen, eingesetzt. Der Vorteil der Transformation vom Orts- in den Frequenzraum liegt darin, dass viele Operationen innerhalb der digitalen Bildverbesserung im Frequenzraum leichter durchzuführen sind als im Ortsraum (SCHOWENGERDT 1997).

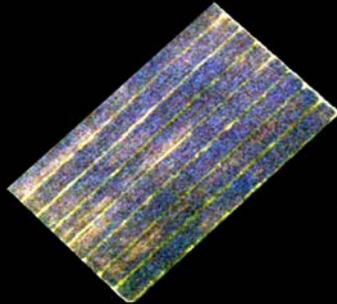
Die in ERDAS IMAGINE implementierte Fast Fourier Transformation (FFT) ist eine eindeutige mathematische Transformation, bei der ein Rasterbild in seine Frequenzbestandteile umgewandelt wird, ohne dass Bildinformation verloren geht (JENSEN 1996). Die Fast Fourier Transformation spaltet dabei das Bild in die zwei Bestandteile Magnitude und Phase auf. Während die Filteroperationen im Magnitudenbild durchgeführt werden, dient die Phaseninformation zur Rücktransformation („*Inverse Fast Fourier Transformation – IFFT*“) des gefilterten Bildes in den Ortsraum (RICHARDS 1993, BÄHR & VÖGTLE 1998, ERDAS INC. 1999).

12.2.2 Durchführung der Fast Fourier Transformation

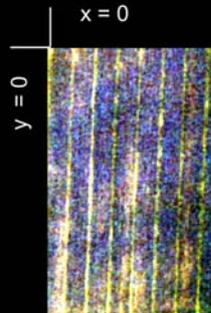
Die Fouriertransformation wurde unter ERDAS IMAGINE durchgeführt. Damit keine Pixel mit störendem Bildhintergrund in die Filterung eingehen, wurde das Bild vor der Transformation um 45° in die Senkrechte gedreht. Somit befindet sich der Anfangspunkt des Bildausschnitts in der oberen linken Ecke. Durch die Fouriertransformation vom Orts- in den Frequenzraum wird dieser Anfangspunkt in den Mittelpunkt verschoben. Abbildung 47 zeigt, dass das erzeugte „*Fourier Magnituden Bild*“ einen symmetrischen Aufbau um den Bildmittelpunkt mit den Koordinaten $(u, v = 0, 0)$ aufweist (vgl. Abb. 47c). Um den Mittelpunkt des Fourier-Bildes befinden sich die niedrigen Frequenzen, oder anders ausgedrückt, jene Bildbereiche des Ortsbildes, in denen über eine größere Pixeldistanz ein niedrigerer Unterschied in den Grauwerten besteht. Die Bereiche der höheren Frequenzen liegen weiter vom Mittelpunkt entfernt. Diese Bereiche sind durch einen größeren Unterschied in den Grauwerten auf kurzen Pixeldistanzen charakterisiert. Durch die Transformation vom Ortsraum in den Frequenzraum, erscheinen die im ursprünglichen Bild enthaltenen parallel verlaufenden Fahrspuren in Form von radialen, hellen Linien (vgl. Abb. 47c). Diese Linien konnten über die Funktion „*Wedge Mask*“, eine keilförmige Maskierung, zufrieden stellend aus dem Bild gefiltert werden. Durch die Filteroperation erscheinen die maskierten Bereiche im „*Frequenz Magnituden Bild*“ schwarz (vgl. Abb. 47d). Anschließend wurde das Bild über die „*Inverse Fast Fourier Transformation*“ aus dem Frequenzraum in den Ortsraum zurücktransferiert und in die ursprüngliche Lage gedreht. Das Ergebnis zeigt, dass durch die Filteroperation im Frequenzraum die Fahrstreifen erfolgreich aus dem Bild herausgefiltert werden konnten (vgl. Abb. 47e).

Fourier Transformation zur Filterung von Fahrstreifen

a) Ausgangsbild: enthalten sind die drei Landbedeckungsklassen „Zuckerrüben nicht befallen“, „Zuckerrüben befallen“ & „Fahrspur“



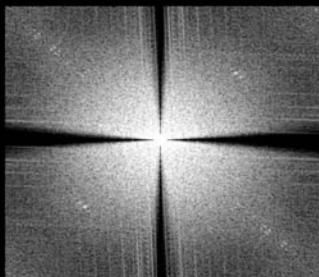
b) Ausgangsbild: um 45 ° gedreht



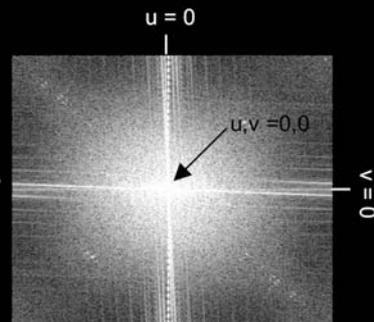
Rotation

FFT

d) Filterung der Fahrspuren über die Funktion „Wedge Mask“ (Wedge Winkel: 4,01 °)



c) Transformation des Ausgangsbildes in den Frequenzraum



Maskierung

IFFT

e) Transformation des gefilterten Bildes in den Ortsraum
Bild wurde wiederum um 45° in die ursprüngliche Lage gedreht

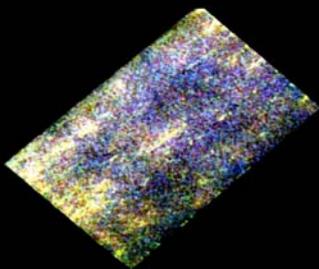


Abbildung 47: Darstellung der Arbeitsschritte zur Eliminierung der Landbedeckungsklasse „*Fahrspur*“ aus dem Color Infrarot Luftbild

Quelle: eigener Entwurf (Luftbild: Pfeifer & Langen, Werk Elsdorf)

12.2.3 Klassifikation des gefilterten Bildes

Die im Anschluss durchgeführte Maximum Likelihood Klassifikation mit den zwei Landbedeckungsklassen „*befallene Zuckerrüben*“ und „*nicht befallene Zuckerrüben*“ zeigt mit 95 % eine deutlich höhere Gesamtgenauigkeit als die Klassifikation vor der Fouriertransformation. Zur Überprüfung der Trennbarkeit der beiden Klassen, wurde neben der Analyse im „*Feature Space*“ auch das Trennbarkeitsmaß der „*Jeffries-Matusita-Distanz*“ (vgl. Kap. 8) berechnet. Für die beiden Landbedeckungsklassen wies die „*Jeffries-Matusita-Distanz*“ einen Wert von 1410 auf, so dass zwischen den beiden Klassen eine sehr gute Trennbarkeit besteht.

Da keine Aussage darüber möglich ist, ob die Bereiche der Fahrspuren flächenmäßig der Klasse der „*nicht befallenen Zuckerrüben*“ oder der „*befallenen Zuckerrüben*“ zugeordnet wurden, wurde im Anschluss an die Klassifikation ebenfalls eine Bewertung mittels Zufallpunkten durchgeführt. Die Nutzergenauigkeit für die beiden Klassen beträgt 95,6% bzw. 88,89% . Infolgedessen wird die teilschlagspezifische Heterogenität des Zuckerrübenschlag-2 nach Durchführung der Fourier Transformation deutlich besser erfasst (vgl. Tabelle 15).

Tabelle 15: Vergleich der Nutzergenauigkeit der Klassifikationsergebnisse vor und nach Durchlauf der Fast Fourier Transformation (Datengrundlage: CIR-Luftbild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m)

Landnutzungsklassen	Nutzergenauigkeit Klassifikation ohne vorhergehender Fourier Analyse mit drei Klassen (in %)	Nutzergenauigkeit Klassifikation mit vorhergehender Fourier Analyse mit zwei Klassen (in %)
Nicht befallene Zuckerrüben	91,78	95,60
Befallene Zuckerrüben	55,00	88,89
Fahrspur	57,44	-
Gesamtgenauigkeit	82,00	95,00

Quelle: Eigener Entwurf

In Abbildung 48 ist das Ergebnis der Maximum Likelihood Klassifikation ohne vorgeschaltete Fast Fourier Transformation und das Ergebnis der Maximum Likelihood Klassifikation mit zuvor durchgeführter Fast Fourier Transformation im Vergleich dargestellt.

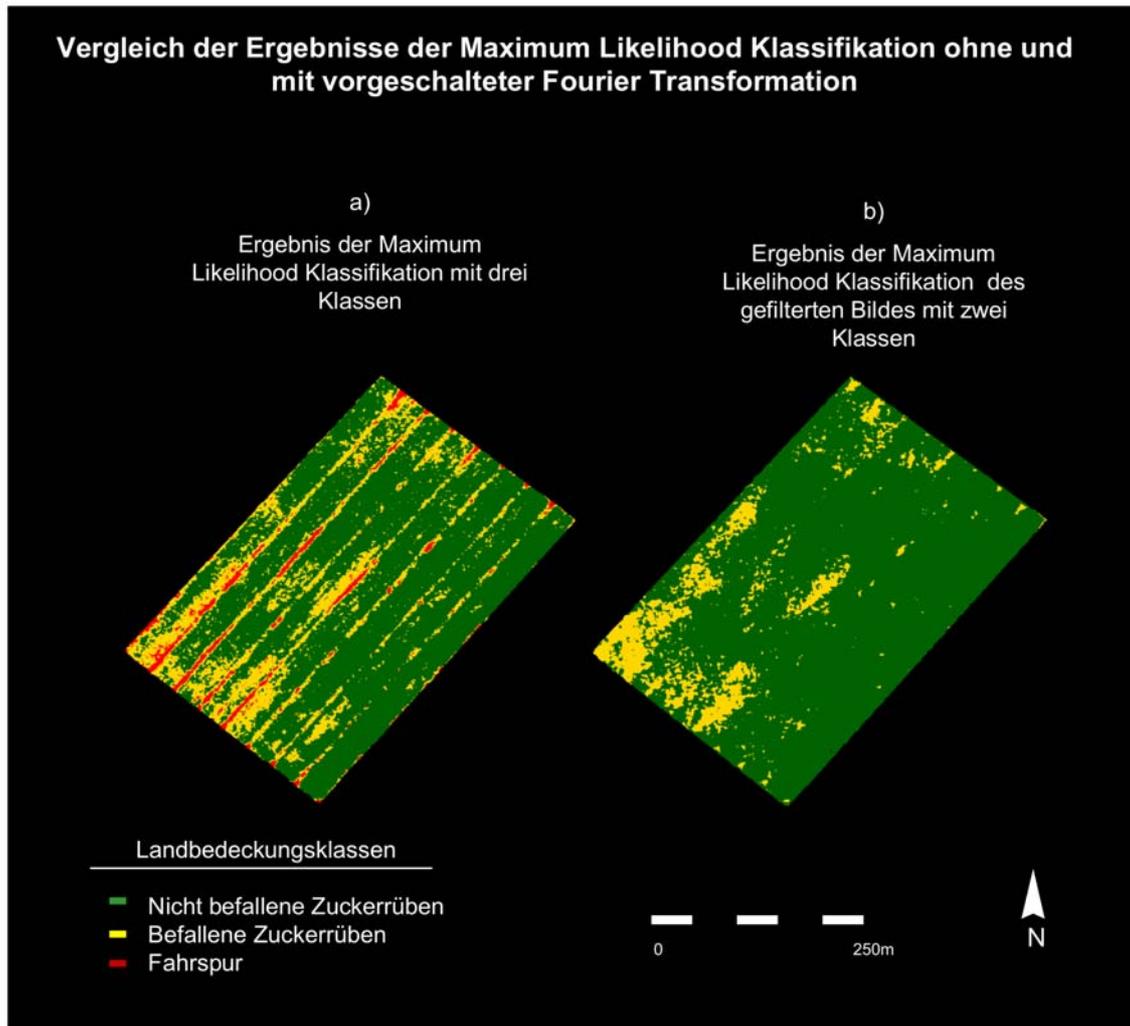


Abbildung 48: Vergleich der Klassifikationsergebnisse ohne (a) und mit (b) zuvor durchgeführter Fourier Transformation (Datengrundlage: CIR- Luftbild mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m)
Quelle: Eigener Entwurf

Auch für die Zuckerrübenfläche-2 geht mit Verringerung der räumlichen Auflösung die Genauigkeit der Klassifikation kontinuierlich zurück. Infolgedessen wird bei einer räumlichen Auflösung von 15 m eine Gesamtgenauigkeit von 76 %, bei 20 m von 72 % und bei 30 m von 56 % erreicht (vgl. Anhang 13, Kap. 16.13).

12.2 Schwellenwertermittlung

12.3.1 Aufstellung der zu überprüfenden Hypothesen

Für die beiden Zuckerrübenflächen soll ebenfalls der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Nematodennester quantitativ bewertet werden. Zur Beantwortung der Frage nach der benötigten räumlichen Auflösung zur Erfassung der Nematodennester werden zudem empirische Schwellenwerte abgeleitet. Die Ableitung dieser empirischen Schwellenwerte erfolgt wie für die Weizenfläche über die Berechnung verschiedener Landschafts-

strukturmaße (LSM) (vgl. Kap. 10). Die Berechnung der LSM basiert exemplarisch auf der Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikationen der beiden Zuckerrübenschläge für einen Skalenbereich zwischen 1 m und 15 m räumlicher Auflösung.

Die Interpretation der verschiedenen LSM erfolgt anhand der Werte der Klassenebene. Insgesamt werden über die Analyse der Veränderung der LSM folgende **Hypothesen**⁴⁴ überprüft:

- Die Höhe des Schwellenwertes wird durch die mittlere Größe der zu erfassenden Schadpatches beeinflusst.
- Die Größenverteilung der Schadpatches hat einen Einfluss auf die Höhe des Schwellenwertes.

12.3.2 Durchführung der empirischen Schwellenwerteermittlung für Zuckerrübenschlag-1 und -2

Die Auswertung des LSM „PLAND“ zeigt für die beiden Zuckerrübenflächen, dass die Flächenanteile der Klasse „Zuckerrübe mit Nematodenbefall“ bis zu einer räumlichen Auflösung von 7 m (Zuckerrübenschlag-2) bzw. 8 m (Zuckerrübenschlag-1) relativ konstant bleiben. Eine weitere Verringerung der räumlichen Auflösung führt wie bei den Flächenanteilen des Weizenversuchs zu deutlichen Schwankungen der prozentualen Flächenanteile. Infolgedessen werden die Flächenanteile der Nematodennester bis zu einer räumlichen Auflösung von 7 m bzw. 8 m korrekt erfasst, wohingegen sich eine weitere Verringerung der räumlichen Auflösung negativ auf die Genauigkeit der Erfassung auswirkt. Die beiden Strukturmaße „NP“ und „TE“ erfahren zwischen einer räumlichen Auflösung von 1 m und 7 m bzw. 1 m und 8 m eine deutliche Abnahme ihrer Werte. Somit werden mit zunehmender Abnahme der räumlichen Auflösung vor allem kleinere Patches nicht mehr erfasst.

Die beiden Maße der Formkomplexität „AWMSI“ und „LSI“ weisen ebenfalls auf eine Trennbarkeit zwischen den vitalen und den mit Nematoden befallenen Zuckerrüben bis zu einer räumlichen Auflösung von 7 m bzw. 8 m hin. Bei einer weiteren Verringerung der räumlichen Auflösung nähern sich die Werte der Formmaße einander an, da die Formkomplexität immer stärker durch die Pixelgröße und weniger durch die „Realwelteigenschaften“ charakterisiert wird.

Die Ergebnisse der Landschaftsstrukturanalyse bestätigen insgesamt mit der Abnahme der räumlichen Auflösung den abnehmenden Informationsgehalt, was schon über die Bewertung der Klassifikationsergebnisse ermittelt wurde. Ebenfalls lässt sich über die Veränderung der LSM-Werte ein empirischer Schwellenwert der räumlichen Auflösung benennen ab dem die Nematodennester nicht mehr korrekt erfasst werden können. Dieser Schwellenwert liegt für die Zuckerrübenfläche-1 bei 8

⁴⁴ Diese Hypothesen stehen im engen Zusammenhang zu der Haupthypothese 4 dieser Arbeit (vgl. Kap.1).

m und für die Zuckerrübenfläche-2 bei 7 m. Entsprechend ist für die Erfassung der betrachteten Nematodennester über eine überwachte Maximum Likelihood Klassifikation eine räumliche Auflösung von mindestens 7 m bzw. 8 m erforderlich.

Die unterschiedlichen Schwellenwerte lassen sich durch die unterschiedliche mittlere Größe der Schadpatches erklären. Während die mittlere Größe der Schadpatches im Zuckerrübenschlag-1 etwa 0,01 ha beträgt, ist diese im Zuckerrübenschlag-2 kleiner als 0,01 ha. Eine genauere Bestimmung der mittleren Größe der Schadpatches für den Zuckerrübenschlag-2 ist aufgrund der Tatsache, dass in FRAGSTATS nur zwei Stellen hinter dem Komma angegeben werden können, nicht möglich. Die unterschiedlichen Schwellenwerte zeigen jedoch, dass der Schwellenwert der räumlichen Auflösung eng an die mittlere Größe der zu erfassenden Schadpatches gebunden ist. Durch dieses Ergebnis wird Hypothes-1 dieses Kapitels verifiziert: Je kleiner die zu erfassenden Schadpatches sind, umso höher muss die räumliche Auflösung der Fernerkundungsdaten sein.

Die Ergebnisse bestätigen ebenfalls die zweite Hypothese, dass neben der mittleren Größe auch die Größenverteilung der Schadpatches einen Einfluss auf die Höhe des Schwellenwertes hat. Die Schadpatches des Zuckerrübenschlags-1 weisen in Bezug auf die mittlere Größe ihrer Schadpatches eine geringere Standardabweichung als die Schadpatches des Zuckerrübenschlags-2 auf. Die Standardabweichung der mittleren Größe der Schadpatches beträgt für den Zuckerrübenschlag-1 0,03 ha und für Zuckerrübenschlag-2 0,06 ha. Infolgedessen muss zur Erfassung der Nematodennester des Zuckerrübenschlags-1 eine geringere Spannbreite unterschiedlich großer Schadpatches erfasst werden. Aufgrund der Aggregation der Pixel bei der Verringerung der räumlichen Auflösung, gehen diese kleineren Patches sehr schnell verloren. Somit ist für die Erfassung der Schadpatches des Zuckerrübenschlags-2 eine höhere räumliche Auflösung von 7 m notwendig.

Im Vergleich zum Weizenversuch können die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden der Zuckerrübenflächen trotz kleiner mittlerer Schadpatches aus schlechter aufgelösten Daten erfasst werden. Während der ermittelte Schwellenwert auf der Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikation für den Weizenversuch bei einer durchschnittlichen Größe der Schadpatches von 0,02 ha bei 6 m lag, wurde für die Zuckerrübenflächen bei einer durchschnittlichen Größe der Schadpatches von $< 0,01$ ha ein Schwellenwert von 7 m und bei einer durchschnittlichen Größe der Schadpatches von 0,01 ha von 8 m ermittelt. Die Ursache dieser abweichenden Schwellenwerte liegt in der hohen Standardabweichung der mittleren Schadpatches des Winterweizenversuchs begründet. Für die drei Klassen „*Weizen krank / ohne Stickstoffmangel*“, „*Weizen gesund / mit Stickstoffmangel*“ und „*Weizen krank / mit Stickstoffmangel*“ betragen die Werte der Standardabweichung der mittleren Patchgröße 0,1 ha („*Weizen krank / ohne Stickstoffmangel*“), 0,06 ha („*Weizen gesund / mit Stickstoffmangel*“) und 0,09 ha („*Weizen krank / mit Stickstoffmangel*“). Somit ergeben sich, wie beim

Zuckerrübenschlag-2, aus der größeren Spannweite an Schadpatches eine hohe Anzahl von Schadpatches die unterhalb der mittleren Größe der Schadpatches liegen, welche bei der Verringerung der räumlichen Auflösung nicht mehr erfasst werden können.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass für eine bestimmte mittlere Größe von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden keine allgemeine Aussage über die benötigte räumliche Auflösung abgeleitet werden kann. Vielmehr muss die Streuung der Größe der Schadpatches mit berücksichtigt werden.

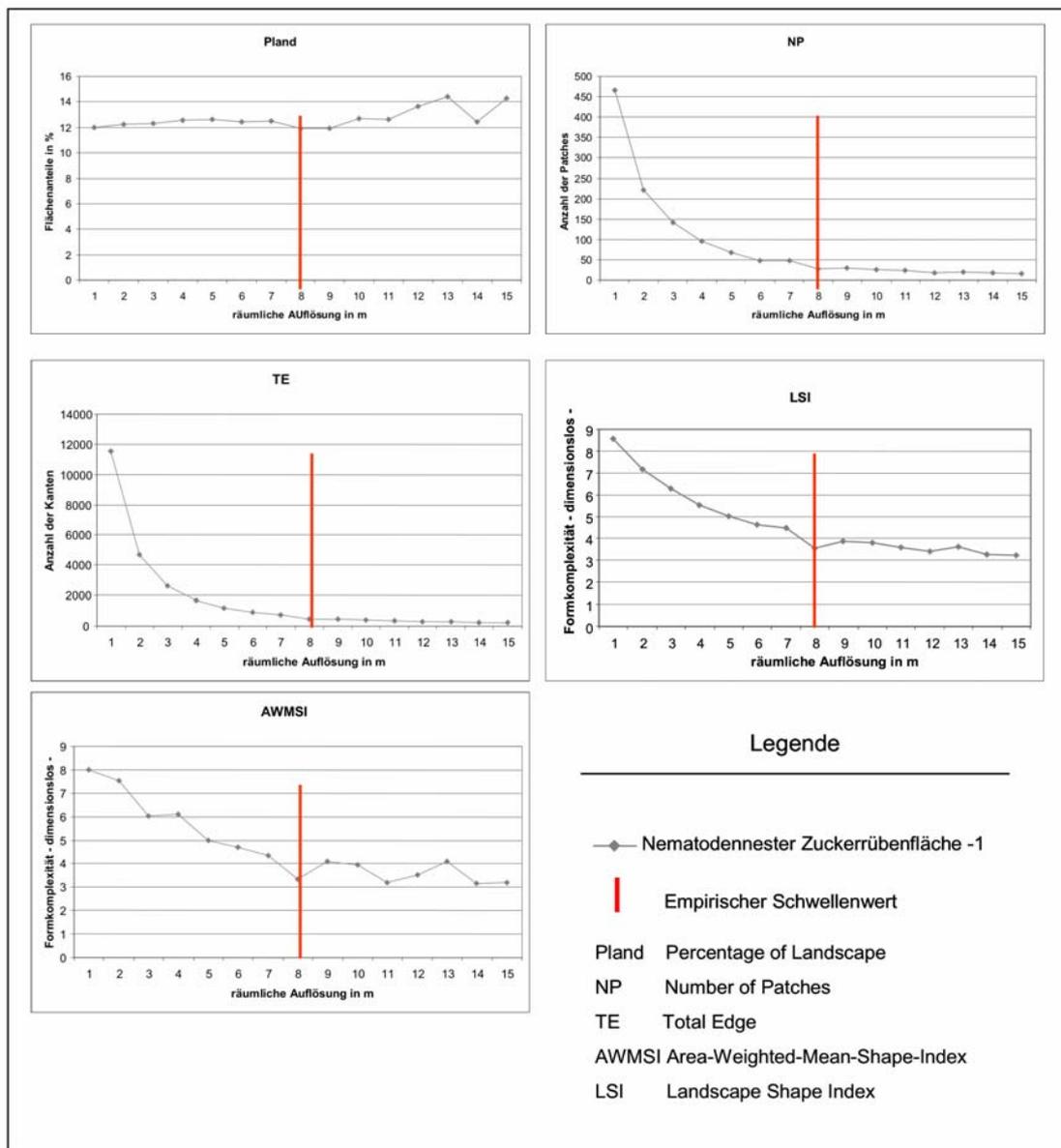


Abbildung 49: Empirische Schwellenwertableitung auf Grundlage der LSM-Werte für unterschiedliche räumliche Auflösung am Beispiel der Zuckerrübenfläche-1

Quelle: Eigener Entwurf

Zusammenfassung der Ergebnisse

- Am Beispiel eines Zuckerrübenschlags wird gezeigt, dass sich auch eine zu hohe räumliche Auflösung negativ auf das Klassifikationsergebnis auswirken kann. Aufgrund der hohen räumlichen Auflösung des CIR-Luftbilds von 0,7 m werden die Fahrstreifen der landwirtschaftlichen Fläche abgebildet. Durch die ähnlichen spektralen Signaturen der Landbedeckungsklasse „*Fahrspur*“ und der Landbedeckungsklasse „*Zuckerrüben mit Nematodenbefall*“ kommt es zu Fehlzuzuweisungen im Klassifikationsprozess.
- Die Fast Fourier Transformation stellt ein geeignetes Verfahren zur Eliminierung der im Bild enthaltenen Fahrstreifen dar. Über die Filterung der Landbedeckungsklasse „*Fahrstreifen*“ kann das Klassifikationsergebnis deutlich verbessert und somit die Nematodenester digital besser erfasst und klassifiziert werden.
- Die Ergebnisse der Landschaftsstrukturanalyse für die beiden Zuckerrübenflächen bestätigen, dass LSM generell geeignete Indizes zur Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden darstellen. Ebenfalls eignen sich LSM zur empirischen Ableitung eines Schwellenwertes, ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können.
- Ferner zeigt sowohl der Vergleich der LSM der Zuckerrübenflächen untereinander als auch der Vergleich der LSM der Zuckerrübenflächen mit den LSM des Winterweizenversuchs, dass die Höhe des Schwellenwerts durch folgende zwei Faktoren bestimmt wird:
 - die mittlere Größe der Schadpatches
 - die Streuung der Schadpatches um den Mittelwert.
- Für eine bestimmte mittlere Größe von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden kann keine allgemeine Aussage über die benötigte räumliche Auflösung abgeleitet werden. Vielmehr muss die Streuung der Größe des Schadpatches mit berücksichtigt werden.

13. Beurteilung und Ausblick

13.1 Zusammenfassung

Das Ziel der vorliegenden Arbeit bestand in der Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden auf der Grundlage multispektraler Fernerkundungsdaten. Im Mittelpunkt der Analyse standen folgende Aspekte: Zum einen sollte am Beispiel des Winterweizenversuchs ein kritischer Schwellenwert der räumlichen Auflösung ermittelt werden, ab dem die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können und somit ein Genauigkeitsverlust in der Abbildung der teilschlagspezifischen Schäden eintritt. Zum anderen wurde geprüft, welchen Einfluss unterschiedliche Klassifikationsmethoden auf die Höhe des Schwellenwerts ausüben. Aufbauend auf den Ergebnissen des Winterweizenversuchs konnte anhand zweier ausgewählter Zuckerrübenschläge gezeigt werden, dass die Lage des Schwellenwerts der räumlichen Auflösung nicht nur von der mittleren Größe der Schadpatches abhängig ist, sondern ebenfalls von der Streuung der Patchgröße um den Mittelwert beeinflusst wird.

Nach dem in Kapitel 1 ein Überblick über die Problemstellung und die Zielsetzung der Arbeit gegeben wird, schließt sich in Kapitel 2 die Darstellung des Standes der Forschung sowie der Innovation der vorliegenden Arbeit an. Neben dem Einsatz von Fernerkundungsdaten innerhalb landwirtschaftlicher Fragestellungen, werden die wissenschaftliche Auseinandersetzung zur Skalensproblematik und die Bedeutung des Skalenniveaus diskutiert. In Kapitel 2 werden ebenfalls verschiedene Methoden zur Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Abbildung der Landoberfläche vorgestellt. Kapitel 3 vermittelt einen Überblick über die Untersuchungsgebiete sowie eine Übersicht über die durchgeführten landwirtschaftlichen Versuche. Ein Schwerpunkt dieses Kapitels liegt in der Beschreibung des durchgeführten Winterweizenversuchs des Versuchsjahres 2002, da dieser Versuch die wesentliche Grundlage für die empirische Bewertung des Einflusses der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden bildete. Ein zweiter Schwerpunkt dieses Kapitels setzt sich mit den Felderhebungen sowie der Beschreibung der aufgetretenen Pflanzenschäden auseinander. Im Anschluss widmet sich Kapitel 4 dem verwendeten Datenmaterial sowie der benutzten Software. Die Aufbereitung der Ausgangsdaten wird in Kapitel 5 vorgestellt. Da die Daten bereits in georeferenzierter Form vorlagen, kommt hier der radiometrischen Korrektur ein besonderer Stellenwert zu. Thema des 6. Kapitels ist die Auswirkung der unterschiedlichen Stressfaktoren auf die spektrale Signatur des Winterweizens. Die Arbeit stützt sich auf ein hochauflösendes QuickBird-2 Bild vom 25.06.2002. Um den Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit teilschlagspezifischer Pflanzenschäden zu bewerten, müssen synthetische räumliche Auflösungen generiert werden. Diese Berechnung erfolgt mittels des Verfahrens des „Resolution Merge“ und des „Resampling“ Verfahrens „Cubic Convoluti-

on“. Der Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erkennbarkeit der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden wird abschließend in Kapitel 7 auf der Grundlage der visuellen Interpretation bewertet. Zudem wird die Bedeutung der visuellen Interpretation von Fernerkundungsdaten für den Prozess des „*Precision Farming*“ diskutiert. Hieran schließt sich in den Kapiteln 8 und 9 die digitale Erfassung der teilschlagspezifischen Struktur an. Während in Kapitel 8 die Potentiale der Maximum Likelihood Klassifikation getestet werden, zeigt Kapitel 9 die Möglichkeiten der Subpixelklassifikation in der Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden aus räumlich unterschiedlich aufgelösten Daten auf. Die über die Klassifikation gewonnenen Landbedeckungskarten stellen die Grundlage für die quantitative Erfassung der Landschaftselemente dar. In Kapitel 10 werden zunächst die verschiedenen Algorithmen der berechneten Landschaftsstrukturmaße (LSM) vorgestellt. Im Anschluss werden die Werte der LSM mit der Verringerung der räumlichen Auflösung analysiert und empirische Schwellenwerte abgeleitet, ab denen die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Winterweizenversuchs nicht mehr korrekt erfasst werden können. Hieran schließt sich in Kapitel 11 eine statistische Überprüfung der empirisch abgeleiteten Schwellenwerte über die Berechnung einer Diskriminanzanalyse an. Es kann gezeigt werden, dass die empirisch abgeleiteten Schwellenwerte der räumlichen Auflösung über die Diskriminanzanalyse bestätigt werden. Abschließend wird in Kapitel 12 die Übertragbarkeit der vorgestellten Methode zur empirischen Schwellenwertableitung anhand von zwei Zuckerrübenschlügen diskutiert. Die Ergebnisse zeigen, dass eine generelle Aussage über die benötigte räumliche Auflösung zur Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht möglich ist, da die Höhe des Schwellenwerts stark von der Streuung der Größe der Schadpatches um den Mittelwert beeinflusst wird. Über die mittlere Größe der teilschlagspezifischen Pflanzenschäden ist jedoch eine hilfreiche Eingrenzung der benötigten räumlichen Auflösung möglich.

13.2 Bewertung der Methode

Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit haben gezeigt, dass die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden aufgrund des geänderten spektralen Verhaltens aus den hochauflösenden Fernerkundungsdaten digital sehr gut erfasst werden können. Das Beispiel des Winterweizenversuchs verdeutlicht, dass zwischen einem abiotischen Stress (Stickstoffmangel) und einem biotischen Stress (Pilzbefall) sehr gut unterschieden werden kann. Neben dem traditionellen Algorithmus der Maximum Likelihood Klassifikation führt der neuere Klassifikationsansatz der Subpixelklassifikation zu sehr guten Klassifikationsergebnissen. Aus diesem Grund bieten beide Klassifikationsansätze eine gute Grundlage für die Detektion von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden aus räumlich hochauflösenden Fernerkundungsdaten und infolgedessen eine gute Basis für die Implementierung in den Managementprozess des „*Precision Farming*“.

Bei der Bewertung der Klassifikationsergebnisse auf Grundlage zufällig ausgewiesener Zufallspunkte, muss berücksichtigt werden, dass sich trotz der räumlich und zeitlich detaillierten Felderhebungen am Boden beim Vergleich mit dem Satellitenbild Fehler ergeben. Ein erster Fehler ist durch die zeitliche Differenz der verschiedenen Daten gegeben. Während die Satellitenszene am 25.06.2002 aufgezeichnet wurde, stammen die Felderhebungen vom 16.06.2002, so dass sich eine zeitliche Differenz von 9 Tagen ergibt. Eine weitere Fehlerquelle bildet die punktuellen Erhebungen und die anschließende Interpolation in die Fläche. Trotz dieser Fehler stellen die Felderhebungen eine sehr detaillierte Grundlage der Situation am Boden dar, wie sie durch keine vorhandenen Karten gegeben ist.

Für die empirische Ableitung des Schwellenwerts auf der Grundlage der LSM-Werte erwies sich der Einsatz mehrerer LSM als zielführend. Durch die z.T. redundanten Informationen der verwendeten LSM konnte die Interpretation eines Strukturmaßes durch die Werte weiterer LSM fundiert und abgesichert werden. Die Analyse der LSM auf der Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikation sowie auf der Grundlage der Subpixelklassifikation zeigen, dass für die Ableitung eines empirischen Schwellenwerts, die Klassenebene einen größeren Informationsgehalt aufweist als die Landschaftsebene. Die Bilanz der Strukturanalyse zeigt, dass sich für die Ableitung des empirischen Schwellenwerts vor allem der Einsatz von Flächen-, Kanten- und Formmaßen eignet, da über diese Strukturmaße die teilschlagspezifische Struktur sehr gut erfasst wird.

Darüber hinaus zeigen die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit, dass die Wahl der räumlichen Auflösung einen wesentlichen Einfluss auf die Genauigkeit der Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden ausübt. Mit der Verringerung der räumlichen Auflösung geht somit ein Informationsverlust einher (vgl. *Hauptthese 1, Kap. 1*). Anhand der empirischen Schwellenwertableitung auf Grundlage der berechneten LSM wird deutlich, dass die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden extrem hohe Anforderungen an die Fernerkundung stellt (vgl. *Hauptthese 2, Kap. 1*). Diese hohen Anforderungen resultieren primär aus den kleinräumigen Inhomogenitäten teilschlagspezifischer Pflanzenschäden. In der Literatur existieren bislang keine detaillierten Angaben in Bezug auf die benötigte räumliche Auflösung zur Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden in Mitteleuropa. Während WILTSHIRE et al. (2002) zur Erfassung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden in Europa räumliche Auflösungen von etwa 10 m fordern, werden nach SADLER et al. (1998) räumliche Auflösungen von 10 m bis 100 m und nach ZABEL & TRUNK (2003) räumliche Auflösungen zwischen 5 m und 30 m gefordert (vgl. Kap. 2). Um genauere Aussagen zum Einfluss der räumlichen Auflösung auf die Erfassung und Erkennung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden ableiten zu können, wird dieser Einfluss exemplarisch am Beispiel eines Winterweizenversuchs analysiert. Die vorliegenden Ergebnisse zeigen, dass ein Schwellenwert der räumlichen Auflösung empirisch über die Veränderung ausgewählter LSM gefunden werden kann.

Ab diesem Schwellenwert werden die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst. Dieser Schwellenwert ist abhängig von der gewählten Klassifikationsmethode (*vgl. Haupthypothese 3, Kap. 1*) und kann statistisch anhand einer Diskriminanzanalyse bestätigt werden. Zur Differenzierung der geschädigten und nicht geschädigten Teilbereiche des Weizenversuchs sind über den Algorithmus der Maximum Likelihood Klassifikation räumliche Auflösungen von bis zu 6 m notwendig. Durch die Erfassung der Subpixelebene können die teilschlagspezifischen Pflanzenschäden über die Subpixelklassifikation bis zu einer räumlichen Auflösung von 9 m erfasst werden. Entsprechend geht aus dem Vergleich der Ergebnisse beider Ansätze hervor, dass teilschlagspezifische Pflanzenschäden über die Subpixelklassifikation aus Bilddaten mit einer 3 m geringeren räumlichen Auflösung als bei der Maximum Likelihood Klassifikation erfasst werden können (*vgl. Kap. 10*).

Der Weizenversuch deckt teilschlagspezifische Pflanzenschäden mit einer mittleren Größe von 0,02 ha ab. Die Standardabweichungen der drei verschiedenen teilschlagspezifischen Pflanzenschäden des Winterweizenversuchs liegen zwischen 0,1 und 0,06 (*vgl. Kap. 12*). Zur Berücksichtigung einer größeren Bandbreite teilschlagspezifischer Pflanzenschäden werden zusätzlich zwei Praxisschläge mit Zuckerrübenanbau in die Analyse mit einbezogen. Der teilschlagspezifische Pflanzenschaden resultiert hier durch einen Nematodenbefall (*vgl. Kap. 12*). Der Vergleich der Ergebnisse des Winterweizenversuchs und der Zuckerrübenschläge verdeutlicht, dass die Höhe des Schwellenwerts, ab dem teilschlagspezifische Pflanzenschäden nicht mehr korrekt erfasst werden können von zwei Faktoren abhängt:

- von der mittleren Größe der Schadpatches
- von der Streuung der Größe der Schadpatches um den Mittelwert (*vgl. Haupthypothese 4, Kap. 1*).

Aus diesem Grund ist eine generelle Aussage über die benötigte räumliche Auflösung zur Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden mit einer bestimmten mittleren Größe nicht möglich. Neben der mittleren Patchgröße muss ebenfalls die Streuung der Schadpatches berücksichtigt werden (*vgl. Kap. 12*). Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass für die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden mit einer mittleren Größe zwischen 0,01 und 0,02 ha und einer entsprechenden Standardabweichungen zwischen 0,1 und 0,03 räumliche Auflösungen von 6 m bis 8 m benötigt werden, wenn der Algorithmus der Maximum Likelihood Klassifikation für die Erfassung gewählt wird. Über den Algorithmus der Subpixelklassifikation können diese räumliche Auflösungen unterschritten werden (*s.o.*).

Insgesamt stellt die angewandte Methode ein einfach zu handhabendes Verfahren bei der Ermittlung der benötigten räumlichen Auflösung und zur empirischen Ableitung eines Schwellenwerts dar. Entsprechend kann die Methode auf andere Fernerkundungsanwendungen übertragen werden.

Beispielsweise werden Fernerkundungsdaten aufgrund des globalen Wandels häufig zur Erfassung der Veränderung der Landbedeckung eingesetzt. Da sich diese Veränderungen häufig sehr kleinräumig auswirken, müssen kleinräumige und heterogene Strukturen erfasst werden. Darüber hinaus müssen bei Fragestellungen zur Stadtentwicklung sehr kleinräumige Strukturen erfasst werden. Infolgedessen ergibt sich für den Einsatz von Fernerkundungsdaten auch hier die Frage nach der benötigten räumlichen Auflösung.

13.3 Forschungsbedarf und zukünftige Entwicklungsperspektiven

Die landwirtschaftliche Produktion befindet sich momentan in einem Prozess der Präzisierung. Neben dem Einsatz von GPS und GIS innerhalb der landwirtschaftlichen Produktion, werden Fernerkundungsdaten eine immer größere Bedeutung in der Erfassung der Heterogenität landwirtschaftlicher Schläge beigemessen. Zum heutigen Zeitpunkt nutzen nach ZHANG et al. (2000) weniger als 1% der Landwirte in den USA Fernerkundungsdaten innerhalb der landwirtschaftlichen Produktion. Als Ursachen hierfür sieht er zum einen zu hohe Kosten von Fernerkundungsdaten, und zum anderen eine schwierige Abschätzung der Vorteile die sich aus der Nutzung von Fernerkundungsdaten für den Landwirt ergeben. Der geringe Einsatz von Fernerkundungsdaten wird zudem durch die schlechte Verfügbarkeit der Daten begründet. Um Fernerkundungsdaten in der Landwirtschaft erfolgreich einzusetzen, werden die Daten unmittelbar nach der Aufnahme („*real-time*“) benötigt. Neben der hohen zeitlichen Auflösung ist ebenfalls eine hohe räumliche Auflösung erforderlich. Insgesamt lassen sich die Ursachen für den geringen Einsatz der Fernerkundung innerhalb der landwirtschaftlichen Praxis nach Grenzdörfer (1998) wie folgt zusammenfassen:

- Für die Erfassung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden werden hohe räumliche Auflösungen benötigt, die bislang nur von wenigen operationellen Satellitensystemen abgedeckt werden.
- Operationelle Fernerkundungsdaten weisen häufig eine geringe Wiederholrate auf, woraus eine schlechte Verfügbarkeit der Daten resultiert.
- Optische Sensoren sind zudem witterungsabhängig, so dass die zeitliche Auflösung bei schlechten Witterungsbedingungen nochmals herabgesetzt wird.
- Fernerkundungsdaten müssen wegen fehlender operationeller Verfahren einer langen Vorprozessierung unterzogen werden, so dass die Bilder für die unmittelbare Applikation von Dünge- und Pflanzenschutzmitteln nicht genutzt werden können.
- Die Auswertung von Fernerkundungsdaten ist immer an Referenzmessungen am Boden gebunden. Ohne diese „*Ground Truth*“ Informationen ist eine Unterscheidung zwischen verschiedenen Stressfaktoren nicht möglich.
- Die hochauflösenden Fernerkundungsdaten sind für viele Betriebe zu teuer, so dass sich für den Landwirt keine positive Kosten-Nutzen-Relation ergibt.

Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit verdeutlichen, dass zur Erfassung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden extrem hohe räumliche Auflösungen notwendig sind. Diese extrem hohen Auflösungen werden heute nur von wenigen Satellitensystemen (z.B. IKONOS, QuickBird-2) erreicht. Der Nachteil dieser Systeme liegt in den sehr kleinen Aufnahmefenstern und in den für die Nutzung innerhalb der landwirtschaftlichen Produktion zu hohen Kosten. Der für 2006 / 2007 geplante Satellit RapidEye weist diese Nachteile nicht mehr auf, da er bei geringeren Kosten über ein sehr breites Aufnahmefenster von 80 km Breite und 1500 km Länge und eine hohe zeitliche Auflösung mit einer Wiederholrate von einem Tag verfügen wird. Ebenfalls wird dieser Satellit über eine räumliche Auflösung von 6,5 m verfügen. Somit können teilschlagspezifische Pflanzenschäden in einer Größenordnung wie sie in dieser Arbeit analysiert werden mit RapidEye sehr gut erfasst werden. Dementsprechend wird RapidEye aufgrund seiner hohen räumlichen und zeitlichen Auflösung in Zukunft einen wichtigen Beitrag bei der fernerkundlich gestützten Erkennung von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden leisten können.

Die oben angeführten Ursachen der geringen Nutzung von Fernerkundungsdaten innerhalb der landwirtschaftlichen Produktion verdeutlichen, dass neben der Fragestellung nach der räumlichen Auflösung starker Forschungsbedarf besteht. Dieser bezieht sich zum einem auf die benötigte zeitliche Auflösung von Fernerkundungsdaten. Diese Fragestellung steht im unmittelbaren Zusammenhang zur Ausbreitung von Pflanzenkrankheiten bei unterschiedlichen geökologischen Einflussfaktoren (z.B. Lufttemperatur & Niederschläge). Eine Einschätzung der benötigten zeitlichen Auflösung unter der Berücksichtigung unterschiedlicher geökologischer Einflussfaktoren stellt eine wichtige Grundlage für die Modellierung zukünftiger Ausbreitungsmuster dar.

Für die unmittelbare Ableitung von Applikationskarten aus Fernerkundungsdaten besteht ein weiterer Forschungsbedarf in der Identifizierung und Differenzierung unterschiedlicher abiotischer und biotischer Stressfaktoren. Hier stellt sich neben der Unterscheidung zwischen vitalen und gestressten Teilbereichen eines landwirtschaftlichen Schlages die Frage, inwieweit abiotischer Stress von biotischem Stress differenziert werden kann und inwieweit eine Unterscheidung verschiedener biotischer Stressfaktoren (z. B. die Unterscheidung zwischen verschiedenen Pilzkrankungen) möglich ist. In diesem Zusammenhang müssen Fragen zum Einfluss der Oberflächenstruktur und der Orientierung der Blattoberfläche sowie der Einfluss des Bodenhintergrundes berücksichtigt werden. In Zukunft wird zur Beantwortung dieser Fragestellungen die Abschätzung der Potentiale hyperspektraler Fernerkundungsdaten eine wichtige Rolle spielen. Hyperspektrale Fernerkundungsdaten bieten durch die hohe Anzahl spektraler Kanäle die Möglichkeit für bestimmte Stressfaktoren spezifische spektrale „*Fingerprints*“ abzuleiten.

Neben der Erfassung von Nährstoffmangel und Pflanzenkrankheiten kommt der Erfassung von teilschlagspezifischen Unkrautnestern innerhalb des Prozesses des „*Precision Farming*“ ein großer Stellenwert zu. Bei der Erfassung von teilschlagspezifischen Unkrautnestern ergibt sich das Problem der eindeutigen Differenzierung zwischen den Unkräutern und der Kulturpflanze. Erste Ergebnisse deuten darauf hin, dass hyperspektrale Fernerkundungsdaten aufgrund der hohen spektralen Auflösung auch hier die Möglichkeit bieten, die geringen Unterschiede der Reflexion zwischen Unkräutern und Kulturpflanzen effizient zur Trennung zu nutzen (CSA, 2004).

Schließlich müssen Fernerkundungsdaten zur stärkeren Nutzung innerhalb der teilschlagspezifischen Bewirtschaftung problemspezifisch, georeferenziert und schnell verfügbar sein, damit teilschlagsspezifische Pflanzenschäden unmittelbar aus den Fernerkundungsdaten erfasst und Applikationskarten erstellt werden können.

14 Literaturverzeichnis

- Adams, J.B., Smith, M.O. & A.R. Gillespie (1993): Imaging spectroscopy: Interpretation based on spectral mixture analysis. In: Pieters, C.M. & P.A.J. Englert (eds.): Remote Geochemical Analysis, Topics in Remote Sensing 4, pp. 145-166.
- Adams, J.B., Sabol, D.E., Kapos, V., Filho, R.A., Roberts, D.A., Smith, M.O. & A.R. Gillespie (1995): Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: Applications to land-cover change in the Brazilian Amazon. In: Remote Sensing of Environment 52, pp. 137-154.
- Adamsen, F.J., Pinter, P.J., Barnes, E.M., La Morte, R.L., Wall, G.W., Leavitt, S.W. & B.A. Kimball (1999): Measuring wheat senescence with a digital camera. In: Crop Science 39, pp. 719-724.
- Aguiar, A.P.D., Shimabukuro, Y.E. & N.D.A. Mascarenhas (1999): Use of synthetic bands derived from mixing models in the multispectral classification of remote sensing images. In: International Journal of Remote Sensing 20, pp. 647-657.
- Ahmad, I.S., Reid, J.F., Noguchi, N. & A.C. Hansen (1999): Nitrogen sensing for precision agriculture using chlorophyll maps. In: ASAE Paper No. 99-3035. Toronto.
- Albertz, J. (2001): Einführung in die Interpretation von Luft- und Satellitenbildern. Darmstadt.
- Albrecht, J. & A. Car (1999): GIS analysis for scale-sensitive environmental modeling based on hierarchy theory. In: Dikau, R. & H. Sauer (eds.): GIS for earth surface systems: Analysis and modeling of the natural environment, pp. 1-25.
- Anhuf, D. (1997): Satellitengestützte Vegetationsklassifizierung der Cote d'Ivoire. In: Mannheimer Geographische Arbeiten 45. Mannheim.
- ASD (Analytical Spectral Devices) (1994): FieldSpec FR User's Guide. Boulder.
- Atkinson, P.M., Cutler, M.E.J. & H. Lewis (1997): Mapping Sub-Pixel proportional cover with AVHRR imagery. In: International Journal of Remote Sensing 18, pp. 917-935.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. & R. Weiber (2000): Multivariate Analysemethoden. Berlin.
- Bähr, H.-P. & T. Vögtle (1998): Digitale Bildverarbeitung – Anwendungen in Photogrammetrie, Kartographie und Fernerkundung. Heidelberg.
- Bahrenberg, G., Giese, E. & J. Nipper (1992): Statistische Methoden in der Geographie Band 2: Multivariate Statistik. Stuttgart.
- Barnes, M.E. & M.G. Baker (2000): Multispectral data for mapping soil texture: Possibilities and limitations. In: American Society of Agriculture Engineers 16, pp. 731-741.
- Barnes, M.E., Clarke, T.R., Richards, S.E., Colaizzi, P.D., Haberland, J., Kostrzewski, M., Waller, P., Choi, C., Riley, E., Thompson, T., Lascano, R.J., Li, H. & M.S. Moran (2000): Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground-based

- multispectral data. In: Proceedings of Fifth International Conference on Precision Agriculture (CD), July 16 - 19, 2000. Bloomington, MN, USA.
- Barnes, M.E., Sudduth, K.A., Hummel, J.W., Lesch, S.M., Corwin, D.L., Yang, C., Daughtry, C.S.T. & W.C. Bausch (2003): Remote and ground-based sensor techniques to map soil properties. In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 69, pp. 619-630.
- Baret, F., Guyot, G. & D.J. Major (1989): A Vegetation Index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In: Proceedings of 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, Vol. 3, pp. 1355-1358.
- Barrett, E.C. & L.F. Curtis (1982): Introduction to Environmental Remote Sensing. London, New York.
- Bastian, O. & K.F. Schreiber (1994): Analyse und ökologische Bewertung der Landschaft. Jena.
- BBA (Biologische Bundesanstalt) (Hrsg.) (2000): EPPO-Richtlinie PP 1/26 (3): Blattkrankheiten an Getreide. (abrufbar unter http://www.bba.de/eppo/f_05.pdf, letzter Zugriff am 04.09.2004)
- Belward, A. S. (1991): Spectral characteristics of vegetation, soil and water in the visible, near-infrared and middle-infrared wavelengths. In: Remote Sensing and Geographical Information Systems for Resource Management in Developing Countries, pp. 31-54.
- Benson, B.J. & M.D. MacKenzie (1995): Effects of sensor spatial resolution on landscape structure parameters. In: Landscape Ecology 10, pp. 113-120.
- Berk, A., Bernstein, L.S., Anderson, G.P., Acharya, P.K., Robertson, D.C., Chetwynd, J.H. & S.M. Adler-Golden (1998): MODTRAN Cloud and multiple scattering upgrade with application to AVIRIS. In: Remote Sensing of Environment 65, pp. 367-375.
- Blakeman, R.H. (1990): The identification of crop disease and stress by aerial photography. In : Steven, M.D. & J.A. Clark (eds.): Application of Remote Sensing in Agriculture, pp. 229-254.
- Blackmore, B. S. (1994): Precision Farming – An Introduction. (abrufbar unter: <http://www.cpf.kvl.dk/Papers/>, letzter Zugriff am 07.09.2004)
- Blackmore, B.S. (2000): Using information technology to improve crop management. In: Proceedings of the AGMet Millennium Conference, February 29, 2000 in Dublin, pp. 30-38. (abrufbar unter: <http://www.cpf.kvl.dk/Papers>, letzter Zugriff am 07.09.2004)
- Blaschke, T. & J. Petch (1999): Landscape structure and scale: comparative studies on some landscape indices in Germany and the UK. In: Maudsley, M.J. & E.J.P. Marshall (eds.): Heterogeneity in Landscape Ecology, IALE (UK), pp. 75-84.
- Blaschke, T. (1999): Quantifizierung der Struktur einer Landschaft mit GIS: Potentiale und Probleme. In: IÖR-Schriften 29, S. 9-25.
- Blaschke, T. (2000): Landscape Metrics: Konzepte eines jungen Ansatzes der Landschaftsökologie und Anwendungen in Naturschutz und Landschaftsforschung. In: Archiv für Nat.-Lands. 39, S. 267-299.

- Bian, L. & S.J. Walsh (1993): Scale dependencies of vegetation and topography in an mountainous environment of Montana. In: *Professional Geographer* 45, pp. 1-11.
- Bian, L. (1997): Multiscale nature of spatial data in scaling up environmental models. In: Quattrochi, D.A. & M.F. Goodchild (eds.): *Scale in remote sensing and GIS*. pp. 13- 26.
- Bill, R., Grenzdörfer, G. & J. Mack (1996): Precision Farming – ein Konzept für eine moderne technikgestützte Landwirtschaft in Mecklenburg Vorpommern. In: *Rostocker Agrar- und Umweltwissenschaftliche Beiträge* 5, S. 163 – 172.
- Biller, R. & W. Ihle (2000): Pflanzenunterscheidung mit optischen Sensoren. In: *Landtechnik* 2, S. 148-149.
- Blotevogel, H.B. (2001): Geschichte der Geographie. In: Brunotte, E., Gebhardt, H. & M. Meurer (Hrsg.): *Lexikon der Geographie* (CD). Heidelberg.
- BMU (Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit) (Hrsg.) (1997): *Agenda 21 – Dokumente der Konferenz der Vereinten Nationen für Umwelt und Entwicklung im Juni 1992 in Rio de Janeiro*. Bonn.
- Boardman, J.M. (1993): Automated spectral unmixing of AVIRIS data using convex geometry concepts. In: *Summaries of the 4th JPL Airborne Geoscience workshop*. In: *JPL Publication* 93-26, pp. 11-14.
- Boardman, J.M., Kruse, F.A. & R.O. Green (1995): Mapping target signature via partial unmixing of AVIRIS data. In: *Summaries of the 5th JPL Airborne Earth Science Workshop*. In: *JPL Publication* 95-1, pp. 23-26.
- Böhm, H. (1964): Eine Klimakarte der Rheinlande. In: *Erdkunde* 18, S. 202-206.
- Bonau, U., Dietrichs, I. & M. Radegast (1988): Zur effektiven Nutzung hydroklimatischer, hydrologischer und hydrogeologischer Daten für die Luftbildinterpretation. In: *Wissenschaftliche Zeitschrift der Wilhelm Pieck Universität Rostock, N-Reihe* 37, S. 42-44.
- Barnsley, M.J., Barr, S.L., & T. Tsang (1997): Scaling and generalization in land cover mapping from satellite sensors. In: van Gardingen, J., Foody, G.M. & P.J. Curran (eds.): *Scaling-Up: From cell to landscape*, pp.173-199.
- Brosius, F. (1998): *SPSS 8.0: Professionelle Statistik unter Windows*. Bonn.
- Brown, M., Lewis, H.G. & S.R. Gunn (2000): Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38, pp. 2346 – 2360.
- Büker, C., Clevers, J.G.P. & W. Kühbauch (1991): Die Position des Rot-Infrarot-Anstiegs in Reflexionsspektren von Grünland – ein Maß für die Höhe der Stickstoffversorgung. In: *Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswissenschaft (GIL)* 1, S. 45-54.
- Campbell, J.B. (1996): *Introduction to remote sensing*. London.

- Cao, C. & N.S. Lam (1997): Understanding the scale and resolution effect in remote sensing and GIS. In: Quattrochi, D.A. & M.F. Goodchild (eds.): Scale in remote sensing and GIS, pp. 57-72.
- Carter, P.G. & C.J. Johannsen (2000): Agricultural cropland anomaly classification system for use with remote sensing data. In: Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD), July 16 - 19, 2000. Bloomington, MN, USA.
- Chang, J., Clay, D.E., Dalsted, K., Clay, S. & M. O'Neill (2003): Corn (*Zea mays L.*) yield prediction using multispectral and multirate reflectance. In: Agronomy Journal 95, pp. 1447-1453.
- Chavez, P.S. (1989): Radiometric calibration of LANDSAT TM multispectral image. In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 55, pp. 1285-1294.
- Cochrane, M.A. & C.M. Souza (1998): Linear mixture model classification of burned forest in eastern Amazon. In: International Journal of Remote Sensing 19, pp. 3433-3440.
- Cross, A.M. & J.J. Settle (1991): Subpixel measurement of tropical forest cover using AVHRR data. In: International Journal of Remote Sensing 12, pp. 1119-1129.
- CSA (Canadian Space Agency) (2003): Hyperspectral remote sensing: Applications for agriculture. (*abrufbar unter http://www.space.gc.ca/asc/eng/csa_sectors/earth/hyper_agriculture.asp, letzter Zugriff am 07.09.2004*)
- Cullinan, V.I., Simmons, M.A. & J.M. Thomas (1997): A Bayesian test of hierarchy theory: Scaling up variability in plant cover from field to remotely sensed data. In: Landscape Ecology 12, pp. 273-285.
- DeFries, R.S., Hansen, M.C. & J.R.G. Townshend (2000): Global continuous fields of vegetation characteristics: A linear mixture model applied to multi-year 8km AVHRR data. In: International Journal of Remote Sensing 21, pp. 1389-1414.
- Deguisse, J.C., McGovern, M., McNairn, H. & K. Staenz (1998): Spatial high resolution crop measurements with airborne hyperspectral remote sensing. In: 4th Conference on Precision Agriculture, Saint Paul, Minnesota, 19-22. July 1998, pp. 1603-1608.
- Dicke, D. & Gerhards, R. (2004): Detecting negative side effects of herbicides on crop applying remote sensing. In: 24th EARSeL Symposium: New Strategies for European Remote Sensing, 25-27. May 2004, Dubrovnik, Croatia (in press).
- Digital Globe (2003): Radiance conversion of QuickBird data. (*abrufbar unter <http://www.digitalglobe.com/downloads/Radiance%20Conversion%20of%20QuickBird%20Data.pdf>, letzter Zugriff am 14.09.2004*)
- Digital Globe (2004): QuickBird imagery products - Product Guide. (*abrufbar unter <http://www.hgiis.com/documents/en/Product%20Guide%20v42Asia%2005-20-2004.pdf>, letzter Zugriff am 07.09.2004*)
- Dixon J. & M. McCann (1997): Precision Agriculture in the 21st century. Geospatial and information technologies in crop management. Washington D.C.

- Dobermann, A. & J.L. Ping (2004): Geostatistical integration of yield monitor data and remote sensing improves yield maps. In: *Agronomy Journal* 96, pp. 285-297.
- Dockter, K. & W. Kühbauch (1991): Reflexionsparameter aus dem optischen Spektralbereich zur Zustandsbeschreibung und Ertragsprognose von Zuckerrübenbeständen. In: Kühbauch, W. & K. Dockter (Hrsg.): *Fernerkundung in der Land- und Forstwirtschaft. Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft (GIL)* 1, S. 35-44.
- Earl, R., Wheeler, P.N., Blackmore, B.S. & R.J. Godwin (1996): Precision Farming – The management of variability. In: *Landwards* 51, pp.18-23. (*abrufbar unter: <http://www.cpf.kvl.dk/Papers/>, letzter Zugriff am 07.09.2004*)
- Ebel, M. & M. Graff (1994): Die Satellitendüngung kann sich rechnen. In: *DLG-Mitteilungen* 8, S. 37-39.
- Ehlert, D. (2000): Sensorik zur Gewinnung von Bodenparametern, Pflanzenparametern und Ertragsdaten. In: *Elektronik in der Landwirtschaft, KTBL/LAV-Vortragstagung am 12. 04. 2000 in Veitshöchheim*, S. 59-66.
- Elmore, A.J., Mustard, J.F., Manning, S.J. & D.B. Lobell (2000): 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, pp. 87-102.
- Erasmí, S. (2002): Analyse spektroradiometrischer in situ Messungen als Datenquelle für die teilflächenspezifische Zustandsbeschreibung von Winterweizenbeständen. Dissertation Universität Göttingen. Göttingen.
- Erasmí, S. & M. Kappas (2002): Spectral signatures of cultivated crops for GIS-supported applications in precision farming . In: Begni, G. (Hrsg.): *Observing our environment from space – New solutions for a new millennium (21st EARSeL Symposium Paris, France 14. - 16.05.2001)*, pp. 209 – 214.
- Erb, W.-D. (1990): Anwendungsmöglichkeiten der linearen Diskriminanzanalyse in Geographie und Regionalwissenschaften. In: *Schriften des Zentrums für regionale Entwicklungsforschung der Justus Liebig Universität Gießen*, Bd. 39. Gießen.
- Erdas Inc. (1999): *The ERDAS Field Guide*. Atlanta.
- Erickson, B.J., Johannsen, C.J. & J.J. Vorst (2000): Using remote sensing to detect stand loss and defoliation in maize. In: *Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD)*, July 16 - 19, 2000. Bloomington, MN, USA.
- Europäische Kommission (2003): *Fact Sheet – Landwirtschaft und Umwelt*. (*abrufbar unter http://europa.eu.int/comm/agriculture/publi/fact/envir/2003_de.pdf letzter Zugriff am 07.09.2004*)
- Fahrmeier, L. & A. Hamerle (1984): *Multivariate statistische Verfahren*. Berlin, New York.
- Fitzgerald, G.J., Maas, S.J. & W.R. DeTar (2000): Multispectral and multitemporal remote sensing for spider mite detection in cotton. In: *Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD)*, July 16 -19, 2000. Bloomington, MN, USA.

- Fitzgerald, G.J. (2004): Portable hyperspectral tunable imaging system (PHyTIS) for precision agriculture. In: *Agronomy Journal* 96, pp. 311-315.
- Foody, G. & D. Cox (1994): Sub-Pixel land-cover composition estimation using a linear mixture model and fuzzy membership functions. In: *International Journal of Remote Sensing* 15, pp. 619-631.
- Forman, R. & M. Godron (1986): *Landscape ecology*. Chichester.
- Fraser, R.S. & Y.J. Kaufmann (1985): The relative importance of scattering and absorption in remote sensing. In: *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 23, pp. 625-633.
- Friedl, M.A. (1997): Examining the effects of sensor resolution and sub-pixel heterogeneity on spectral vegetation indices: Implications for biophysical modeling. In: Quattrochi, D.A. & M.F. Goodchild (eds.): *Scale in remote sensing and GIS*, pp. 113-140.
- Furby, S.L. & N.A. Campbell (2001): Calibrating images from different dates to like value digital counts. In: *Remote Sensing of Environment* 77, pp. 186-196.
- Frohn, R.C. (1998): *Remote sensing for landscape ecology - new metric indicators for monitoring, modeling and assessment of ecosystems*. New York.
- García-Haro, F.J., Gilabert, F.J. & J. Meliá (1999): Extraction of endmembers from spectral mixtures. In: *Remote Sensing of Environment* 68, pp. 237-253.
- Gardingen, v., P.R., Ruissell, G., Foody, G.M. & P.J. Curran (1997): Science of scaling: A perspective on future challenges. In: Gardingen, v., P.R., Foody, G.M. & P.J. Curran (eds.): *Scaling up. From cell to landscape*, pp. 373-378.
- Gardner, R.H. (1998): Pattern, process and the analysis of spatial scales. In: Peterson, D.L. & V.T. Parker (eds.): *Ecological scale: Theory and applications*, pp. 6-14.
- Gebhardt, A. (1987): Nutzung von Fernerkundungsdaten in der Pflanzenproduktion. In: *Fortschrittsberichte für die Landwirtschaft und Nahrungsgüterwirtschaft* 25, Berlin.
- Gerhards, R., Sökefeld, M., Timmermann, C., Kühbauch, W. & M. M. Williams (2002): Site specific weed control in maize, sugar beet, winter wheat and winter barley. In: *Precision Agriculture* 3, pp. 25-35.
- Goodchild, M.F. (1980): Fractals and the accuracy of geographical measurements. In: *Mathematical Geology* 12, pp.85-98.
- Goodchild, M.F & D.M. Mark (1987): The fractal nature of geographic phenomena. In: *Annals of the Association of American Geographers* 77, pp.265-278.
- Goodchild, M. F. & Quattrochi, D.A. (1997): Scale, multiscaling, remote sensing and GIS. In: Quattrochi, D.A. & M.F. Goodchild (eds.): *Scale in remote sensing and GIS*, pp.1-11.
- Grenzdörfer, G. (1998): Dokumentation und Analyse kleinräumiger Heterogenität mit Fernerkundung und GIS. In: *Erfassung der kleinräumigen Heterogenität, KTBL/ATB-Workshop vom 15.-16. Januar 1998 in Potsdam*. S. 93-105.
- Gustafson, E.J. (1998): Quantifying landscape spatial pattern: What is the state of the art? In: *Ecosystems* 1, pp. 143-156.

- Guyot, G. (1990): Optical properties of vegetation canopies. In: Steven, M.D. & J.A. Clark (eds.): Application of Remote Sensing in Agriculture, pp. 19- 43.
- Habermeyer, J. & Gerhard, M. (1997): Pilzkrankheiten und Schadsymptome im Getreidebau. Münster.
- Häusler, A., Nordmeyer, H., Niemann, P., Wittmann, C. & E. Hintzsche (1996): Möglichkeiten der Unkrautbekämpfung mittels Luftbild. In: Innovative Verfahren zur Unkrauterkenntung, KTBL Arbeitspapiere 236, S. 101-112.
- Hatfield, J.L. & P.J. Pinter (1993): Remote Sensing for crop protection. In: Crop Protection 12, pp. 403 –413.
- He, F. & P. Legendre (1994): Diversity pattern and spatial scale. A study of a tropical rain forest of Malaysia. In: Environmental & Ecological Statistics 1, pp. 265-286.
- Herrman, K. (1989): Signaturanalysen und Klassifizierungsergebnisse an Kiefern unterschiedlicher Vitalität unter Verwendung multispektraler Flugzeug-Scannerdaten. In: DFVLR-FB 89-07. Oberpfaffenhofen.
- Hess, D.E. & G. Shaner (1987): Effects of moisture on *Septoria tritici* blotch development on wheat in the field. In: Phytopathology 77, pp. 220-226.
- Hildebrandt, G. (1996): Fernerkundung und Luftbildmessung für die Forstwirtschaft, Vegetationskartierung und Landschaftsökologie. Heidelberg.
- Hill, J. & B. Sturm (1991): Radiometric correction of multitemporal TM data for use in agricultural land-cover classification and vegetation monitoring. In: International Journal of Remote Sensing 12, pp. 1471-1491.
- Hinzman, L.D., Bauer, M.E. & C.S.T. Daughtry (1986): Effects of nitrogen fertilization on growth and reflectance characteristics of winter wheat. In: Remote Sensing of Environment 19, pp. 47-61.
- Hoffmann, G.M., Nienhaus, F., Poehling, H.M., Schönbeck, F., Weltzien, H.C. & H. Wilbert (1994): Lehrbuch der Phytomedizin. Berlin.
- Hoque, E., Hutzler, P.J.S. & H.K. Seidlitz (1988): Relationship between discoloration and historical changes in leaves of tree affected by forest decline. In: Remote Sensing of Environment 26, pp. 171-184.
- Horstert, P. (2001): Monitoring von Degradationserscheinungen im europäisch mediterranen Raum mit Methoden der Fernerkundung und GIS. Dissertation am Geographischen Institut Trier. (abrufbar unter <http://ub-dok.uni-trier.de/diss/diss45/20010423/20010423.pdf>, letzter Zugriff am 08.09.2004)
- Huguenin, R.L., Karaska, M.A., Blaricom, D. & Jensen, J.R. (1997): Subpixel classification of bald cypress and tupelo gum trees in Thematic Mapper Imagery. In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 63, pp.77-82.
- Hundsacker, C.T., O'Neill, R.V., Jackson, B.L., Timmins, S.P., Levine, D.A. & D.J. Norton (1994): Sampling to characterize landscape pattern. In: Landscape Ecology 9, pp. 207-226.

- Ichoku, C. & A. Karnieli (1996): A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation. In *Remote Sensing Reviewers* 13, pp. 161-186.
- Jackson, R.D., Pinter, P.J., Reginato, R.J., & S.B. Idso (1986): Detection and evaluation of plant stresses for crop management decisions. In: *IEEE Transaction on GeoScience and Remote Sensing* 24, pp. 99-106.
- Jenerette, G.D. & J. Wu (2000): On the definitions of scale: In: *Bulletin of Ecological Society of America* 81, pp. 104-105.
- Jensen, J.R. (1996): *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*. London.
- Johnston, R.J. (1978): *Multivariate statistical analysis in geography: A primer on the general linear model*. London. New York.
- Jürgens, C. (2000): Fernerkundungsanwendungen im Precision Farming. In: *Petermanns Geographische Mitteilungen* 144, S. 60-69.
- Jürschik, P. (1998): Grundlagen der Anwendung von Fernerkundungsmethoden für die teilflächen-spezifische Bewirtschaftung. In: *Erfassung der kleinräumigen Heterogenität, KTBL/ATB-Workshop vom 15.-16. Januar 1998 in Potsdam*. S.82-92.
- Kalluri, S., Plante, R., Mohamed, M., Bergman, R. & K. Carr (2001): Remote Sensing applications for operational decision making at local scale: Current status and future opportunities for agriculture and disaster management applications. (*abrufbar unter: http://earth-outlook.east.hitc.com:1500/SS34WE_KALLURI.pdf.pdf, letzter Zugriff am 07.09.2004*)
- Kaufmann, Y. J. (1989): The atmospheric effect on remote sensing and its correction. In: Asgr, G. (ed.): *Theory and application of optical remote sensing*, pp. 336-428.
- Koch, B. (1987): *Quantifizierung von Schäden an Waldbäumen auf der Grundlage spektraler Rückstrahlungseigenschaften*. Dissertation. München.
- Koch, B., Ammer, U., Schneider, T. & H. Wittmeier (1990): Spektroradiometer measurements in the laboratory and in the field to analyze the influence of different damage symptoms on the refraction spectra of forest trees. In: *International Journal of Remote Sensing* 11, pp. 1145-1163.
- Kressler, F. & Steinnocher, K. (1995): Einsatz der Fernerkundung zur Überprüfung der Realnutzung im Raum Wien mittels Spectral Mixture Analysis. In: *Beiträge zum 7. AGIT Symposium Salzburg* (*abrufbar unter <http://www.sbg.ac.at/geo/agit/papers/fkress.html>, letzter Zugriff am 23.09.2004*)
- Kruse, F.A., Lefkoff, A.B., Boardman, J.W., Heidebrecht, K.B., Shapiro, A.T., Barloon, J.P. & A.F. Goetz (1993): The spectral image processing system (SIPS) – Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. In: *Remote Sensing of Environment* 44, pp. 145-163.
- Kühbauch, W. (1991): Artenerkennung und Zustandsbeschreibung landwirtschaftlicher Nutzpflanzenbestände mit Fernerkundung. In: Kühbauch, W. & K. Dockter (Hrsg.): *Fernerkundung in der Land- und Forstwirtschaft*. Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft (GIL) 1, S. 1-16.

- Kühbauch, W. (2002): Fernerkundung – eine Zukunftstechnologie im Präzisionspflanzenbau. In: Werner, A. & A. Jarfe (Hrsg.): Precision Agriculture – Herausforderung an die integrative Forschung, Entwicklung und Anwendung in der Praxis. KTBL Sonderveröffentlichung 038, S. 79- 87.
- Kurz, F., Ehrlich, S. & S. Hinz (2000): Möglichkeiten und Grenzen der Bildverarbeitung bei der Charakterisierung von Vegetationsheterogenitäten mit Fernerkundungsmethoden. In: Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft (GIL) 26, S. 111-114.
- Lam, N.S. & D.A. Quattrochi (1992): On the issues of scale, resolution and fractal analysis in the mapping sciences. In: Professional Geographer 44, pp.88-98.
- Lambin, E.F. & D. Ehrlich (1996): The surface temperature-vegetation index space for land and land-cover change analysis. In: International Journal of Remote Sensing 17, pp. 463-487.
- Lamp, J., Capelle, A., Ehlert, D., Jürschick, P., Kloepfer, F., Nordmeyer, H. Schröder, D. & A. Werner (1998): Erfassung der kleinräumigen Heterogenität in der teilflächenspezifischen Pflanzenproduktion. In: Erfassung der kleinräumigen Heterogenität, KTBL/ATB-Workshop vom 15.-16. Januar 1998 in Potsdam, S. 7-32.
- Lausch, A. & G. Menz: (1999): Bedeutung der Integration linearer Elemente in Fernerkundungsdaten zur Berechnung von Landschaftsstrukturmaßen. In: Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation, S. 185-194.
- Lausch, A. (2000): Raumzeitliches Monitoring von Landschaftsstrukturen in der Tagebauregion Südraum Leipzig mit Methoden der Fernerkundung und Geoinformation. In: UFZ-Bericht 12/00. Leipzig.
- Leiva, F.R., Morris, J. & B.S. Blackmore (1997): Precision farming techniques for sustainable agriculture. (*abrufbar unter: <http://www.cpf.kvl.dk/Papers/>, letzter Zugriff am 07.09.2004*)
- Leon, C.T., Shaw, D.R., Cox, M.S., Abahire, M.J., Ward, B. & M.C. Wardlaw (2003): Utility of remote sensing in predicting crop and soil characteristics. In: Precision Agriculture 4, pp. 359-384.
- Levin, S.A. (1992): The problem of pattern and scale in ecology. In: Ecology 73, pp.1943-1967.
- Li, H. & J. Reynolds (1993): A new contagion index to quantify spatial patterns of landscape. In: Landscape Ecology 8, pp. 155-162.
- Li, H., Lascano, R.J., Barnes, E.M., Booker, J., Wilson, L.T., Bronson, K.F. & E. Segarra (2001): Multispectral reflectance of cotton related to plant growth, soil water and texture, and site elevation. In: Agronomy Journal 93, pp. 1327-1337.
- Lillesand, T.M. & R.W. Kiefer (2000): Remote sensing and image interpretation. New York.
- LIZ (Landwirtschaftlicher Informationsdienst Zuckerrübe) (2004): Nematoden-Monitoring. (*abrufbar unter <http://www.liz-online.de/gi/ps/tier/liz-nemamoni.htm>, letzter Zugriff am 08.09.2004*)
- Lu, D., Batistella, M. & E. Moran (2002): Linear spectral mixture analysis of TM data for land-use and land-cover classification in Rondônia, Brazilian Amazon. In: Proceedings of the Sym-

posium on Geospatial Theory 2002 in Ottawa. (abrufbar unter <http://www.isprs.org/commission4/proceedings/pdfpapers/175.pdf>, letzter Zugriff am 23.09.2004)

- Lütticken, R. (1998): Präzisionslandwirtschaft – ein internationaler Vergleich. In: Neue Landwirtschaft 10, S. 40-43.
- Mandelbrot, B. (1991): The fractal geometry of nature. San Francisco.
- Marceau, D.J. (1999): The scale issue in social and natural science. In: Canadian Journal of Remote Sensing 25, pp. 347-356.
- Marceau, D. J. & G. J. Hay (1999): Remote sensing contributions to the scale issues. In: Canadian Journal of Remote Sensing 25, pp. 357-366.
- Mark, D.M. & P.B. Aronson (1984): Scale-dependent fractal dimensions of topographic surfaces: An empirical examination including the effects of two-dimensional run-encoding. In: Geo-Processing 2, pp.3676-383.
- Mather, P. M. (1999): Computer processing of remotely sensed images: An introduction. Chichester.
- McGarigal, K. & B. Marks (1994): FRAGSTATS – Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure. Dolores.
- McNairn, H., Deguise, J.C., Pacheco, A., Shang, J. & Rabe (2001): Estimation of crop cover and chlorophyll from hyperspectral remote sensing. In: Proceedings of the 23rd Canadian Symposium of Remote Sensing, Ste. Foy, Quebec, August 20-24, 2001. (abrufbar unter http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/ccrs/rd/sci_pub/bibpdf/13096.pdf, letzter Zugriff am 20.09.2004)
- Meentemeyer, V., & E.O. Box (1987): Scale effects in landscape studies. In: M. G. Turner (ed.): Landscape heterogeneity and disturbance, pp. 15-34.
- Meentemeyer, V. (1989): Geographical perspectives of space, time and scale. In: Landscape Ecology 3, pp.163-173.
- Milne, B.T. (1991): Lessons from applying fractal models to landscape pattern. In: Turner, M.G. & R.H. Gardner (eds.): Quantitative methods in landscape ecology, pp. 199-235.
- Moody, A. & C.E. Woodcock (1995): The influence of scale and the spatial characteristics of landscapes on landcover mapping using remote sensing. In: Landscape Ecology 10, pp. 363-379.
- Moran, M.S., Inoue, Y. & E.M. Barnes (1997): Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. In: Remote Sensing Environment 61, pp. 319-346.
- Moulin, S., Bondeau, A. & R. Delecalle (1998): Combining agriculture crop models and satellite observations: From field to regional scales. In: International Journal of Remote Sensing 19, pp. 1021-1030.

- Musick, H.B. & H.D. Grover (1991): Image textural measures as indices of landscape pattern. In: Turner, M. & R. Gardner (eds.): Quantitative methods in landscape ecology, pp. 77-103.
- Nellis, M.D. & J.M. Briggs (1989): The effect of spatial scale on Konza landscape classification using textural analysis. In: Landscape Ecology 2, pp. 93-100.
- Nutter, F.W., Tylka, G.L., Moreira, A.J.D., Marett, C.C., Rosburg, T.R. Basart, J.P. & C.S. Chong (2002): Use of remote sensing to detect soybean cyst nematode-induced plant stress. In: Journal of Nematology 34, pp. 222-231.
- O'Neill, R.V., De Angelis, D.L., Waide J.B. & T.F.H. Allen (1986): A hierarchical concept of ecosystems. New Jersey.
- O'Neill, R.V., Krummel, J., Gradner, R., Sugihara, G., Jackson, B., DeAngelis, D., Milne, B., Turner, M., Zygmunt, B., Christensen, S., Dale, V. & R. Graham (1988): Indices of landscape pattern. In: Landscape Ecology 2, pp. 153-162.
- O'Neill, R.V., Turner, S.J., Cullinan, V.I., Coffin, D.P., Cok, T., Conley, W., Brunt, J., Thomas, J.M., Conley, M.R. & J. Gosz (1991): Multiple landscapes scales: An intersite comparison. In: Landscape Ecology 5, pp. 137-144.
- O'Neill, R.V., Hundsaker, C.T., Timmins, S.P., Jackson, K.B., Riitters, K.H. & J.D. Wickham (1996): Scale problems in reporting landscape pattern at regional scale. In: Landscape Ecology 11, pp. 169-180.
- O'Neill, R.V. & A.W. King (1998): To St. Michael; or, why are there so many books on scale? In: Peterson, D.L. & V.T. Parker (eds.): Ecological scale: Theory and applications, pp. 1-5.
- Oki, K., Oguma, H. & M. Sogita (2002): Subpixel classification of alder trees using multitemporal LANDSAT Thematic Mapper Imagery. In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 68, pp.77-82.
- Openshaw, S. (1977): A geographical solution to scale and aggregation problems in region building, partitioning and spatial modeling. In: Institute of British Geographers, Transactions, New Series 2, pp. 459-472.
- Openshaw, S. & P.J. Taylor (1979): A million of so correlation coefficients: Three experiments on the modifiable areal unit problem. In: N. Wrigley (ed.): Statistical Applications in the Spatial Science, pp. 127-144.
- Openshaw, S. & P.J. Taylor (1981): The modifiable areal unit problem. In: Wrigley, N. & R.J. Bennett (eds): Quantitative Geography, A British View, pp.60-69.
- Pax-Lenney, M. & C.E. Woodcock (1997): The effect of spatial resolution on the ability to monitor the status of agriculture lands. In: Remote Sensing of Environment 62, pp. 210-220.
- Petrou, M. (1999): Mixed pixel classification: An overview. In: Chen, C.H. (ed.): Information processing for Remote Sensing, pp. 69-83.
- Ping, J.L. & A. Dobermann (2003); Creating spatially contiguous yield classes for site specific management. In: Agronomy Journal 95, pp. 1121-1131.

- Pinter, P.J., Hatfield, J.L., Schepers, J.S., Barnes, E.M., Moran, M.S., Daughtry, C.S. & D.R. Upchurch (2003): Remote Sensing for crop management. In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 69, pp. 647-664.
- Priemer, M. & Lohmann, P. (2001): Untersuchungen zur Anwendbarkeit der linearen spektralen Entmischung beim Bestandsmonitoring von Waldflächen. In: Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung, Bd. 10, S. 441-450. (*abrufbar unter: <http://www.ipi.uni-hannover.de/>, letzter Zugriff am 08.09.2004*)
- Qi, Y. & Wu, J. (1996): Effects of changing spatial resolution on the results of landscape pattern analysis using spatial autocorrelation indices. In: Landscape Ecology 11, pp. 39-49.
- Quattrochi, D.A. & R.E. Pelletier (1991): Remote Sensing for analysis of landscapes. An introduction. In: Turner, M.G. & R.H. Gardner (eds.): Quantitative methods in landscape ecology: The analysis and interpretation of landscape heterogeneity, pp.51-76.
- Rains, G.C. & D.L. Thomas (2000): Precision Farming. An introduction. (*abrufbar unter: <http://www.ces.uga.edu/pubced/B1186.htm>, letzter Zugriff am 07.09.2004*)
- Reusch, S. (1996): Development of an optical sensor to determine the nutrient supply of agricultural crops. In: Tagungsband des 2. Kongresses mit Fachausstellung für Optische Sensorik, Messtechnik, Elektronik (OPTO 96), 25. -27. September 1996, Leipzig, S. 255-260.
- Reusch, S. & H.J. Heege (1996): Optische Sensoren steuern die Stickstoffdüngung. In: Landtechnik 51, S. 68 -74.
- Reusch, S. (1997): Entwicklung eines reflexionsoptischen Sensors zur Erfassung der Stickstoffversorgung landwirtschaftlicher Kulturpflanzen. Kiel.
- Reusch, S. & H.J. Heege (1998): Optical Control of Site Specific Nitrogen Top Dressing. In: Proceedings of the XIII eme Congres International du Genie Rural, Rabat, Maroc, 2.-6. Fevrier 1998, pp. 527-535.
- Richards, J.A. (1993): Remote sensing digital image analysis. An introduction. Berlin.
- Richards, J.A. & X. Jia (1999): Remote Sensing digital image analysis. An introduction. Berlin, Heidelberg, New York.
- Richter, R. (1994): Model SENSAT-5: Sensor – atmosphere – target. In: DLR (Hrsg.): DLR-IB 552-1/94. Wesseling.
- Riedell, W.E., Hesler, L.S., Osborne, S. & T.M., Blackmer (2000). Remote sensing of insect damage in wheat. In: Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD), July 16 -19, 2000.Bloomington, MN, USA.
- Riitters, K.H. (1995): A factor analysis of landscape pattern and structure metrics. In: Landscape Ecology 10, S. 23-39.
- Robert, P.C. (2002): Precision agriculture: a challenge for crop nutrition management. In: Plant and Soil 247, pp. 143-149.
- Roberts, D.A., Smith, M.O. & J.B. Adams (1993): Green vegetation, nonphotosynthetic vegetation and soils in AVIRIS data. In: Remote Sensing of Environment 44, pp. 255-269.

- Roberts, D.A., Huguenin, M.A., van Blaricom, D. & J.R. Jensen (1997): Subpixel classification of bald cypress and tupelo gum trees in TM imagery. In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 63, pp. 717-725.
- Roberts, D.A., Batista, G.T., Pereira, J.L.G., Waller, E.K. & B.W. Nelson (1998): Change identification using multitemporal spectral mixture analysis: Eastern Amazonia. In: Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring, Methods and Applications, pp. 137-161.
- Roessner, S., Segl, K., Hehiden, U. & H. Kaufmann (2001): Automated differentiation of urban surface based airborne hyperspectral imagery. In: IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 39, pp.1525-1532.
- Rogan, J., Franklin, J. & D.A. Roberts (2002): A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery. In: Remote Sensing of Environment 80, pp. 143-156.
- Rosner, H.-J. (1998): Verarbeitung Geographischer Daten: Methodische Bausteine zu Statistik und GIS. – Tübingen.
- Sadler, E.J., Buscher, W.J., Bauer, P.J. & D.J. Karlen (1998): Spatial scale requirements for precision farming: A case study in the southeastern USA. In: Agronomy Journal 90, pp. 191-197.
- Salisbury, J.W. (1998): Spectral measurements field guide. In: Defense Technology Information Center Report No. ADA362372.
- Saln, Y. (1995): Sub-pixel localization of highways in AVIRIS images. In: Summaries of the 5th Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, Pasadena, CA, pp. 137-140.
- Saura, S. & J. Martinez -Millan (2001): Sensitivity of landscape pattern metrics to map spatial extent. In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 67, pp.1027-1036.
- Scharf, P.C. & J.A. Lory (2000): Calibration of remotely sensed corn color to predict nitrogen need. Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD), July 16 - 19, 2000. Bloomington, MN, USA.
- Schellberg, J. (1990): Die spektrale Reflexion von Winterweizen – ein Beitrag zur Zustandsbeschreibung landwirtschaftlicher Kulturpflanzenbestände durch Fernerkundung. Dissertation Universität Bonn. Bonn.
- Schellberg, J. & W. Kühbauch (1991 a): Reflexionsmessungen von Weizenbeständen zum Zwecke der fernerkundlichen Zustandsbeschreibung und Ertragsschätzung. In: Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswissenschaft (GIL) 1, S. 61- 68.
- Schellberg, J. & W. Kühbauch (1991 b): Die Veränderung spektraler Eigenschaften von Fahnenblättern des Weizens (*Tritium aestivum* L.) unter dem Eindruck der Blattalterung. In: Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswissenschaft (GIL) 1, S. 55-60.
- Schlerf, M., Atzberger, C. & J. Hill (2002): Fernerkundliche Kartierung von Baumarten und Altersstufen unter Verwendung von Hyperspektraldaten und Ortholuftbildern. In: Müller, P.,

- Rumpf, S. & H. Monheim (Hrsg.): Umwelt und Region – Aus der Werkstatt des Sonderforschungsbereichs 522 Trier, S. 175- 182.
- Schmidt, R.M., Thamm, B. & R. Richter (1987): Zur Auswertung von Luftbildern für die Erfassung der Struktur der Bodendecke in Grundmoränengebieten. In: Archiv für Acker- und Pflanzenbau und Bodenkunde 31, S. 71-79.
- Schmidt, T. (1999): Geoinformationen – Digitale Geodaten, Fernerkundung, GPS und GIS - in der modernen Landwirtschaft. (*abrufbar unter: <http://138.232.151.1/ifg/download/Schmidt.pdf>, letzter Zugriff 07.09.2004*)
- Schmidt, M. & B. Schoettker (2004): Sub-pixel analysis in combination with knowledge based decision rules to optimise a land cover classification: In: Goossens, R. (ed.): Remote Sensing in transition, pp. 53-59.
- Schneider, D.C. (1994): Quantitative Ecology. Spatial and temporal scaling. San Diego.
- Schowengerdt, R. (1997): Remote Sensing, Models and Methods for image interpretation. San Diego.
- Schumacher, H. (1991): Untersuchung zur überwachten Klassifikation von Fernerkundungsaufnahmen. In: Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Vermessungswesen der Universität Hannover 169. Hannover.
- Seal, M.R., Dupont, K., Bethel, M., Johnson, J., Willer, J.L., Hood, K. & J. Hardwick, (2000): Development and implementation of large-scale spatially variable insecticide experiments in cotton. In: Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD), July 16 - 19, 2000. Bloomington, MN,USA.
- Seelan, S.K., Laguette, S., Casady, G.M. & G.A. Seielstad (2003): Remote Sensing applications for precision agriculture: A learning community approach. In: Remote Sensing of Environment 88, pp. 157-169.
- Segl, K. & S. Roessner (1999): Pixeloriented selection of endmember combinations for linear stochastic spectral unmixing applied to urban environments. In: Proceedings of the international symposium on optical science, engineering and instrumentation (SPIE), Denver, Colorado June 1999, pp. 327-338.
- Settle J.J. & N.A. Drake (1993): Linear Mixing and the Estimation of Ground Cover Proportions. In: International Journal of Remote Sensing 14, pp. 1159-1177.
- Shannon, C. & W. Weaver (1964): The mathematical theory of communication. Urbana.
- Shrestha, D.P., Margate, D.E., Anh, H.V. & F. van der Meer (2002): Spectral unmixing versus spectral angle mapper for land degradation assessment: A case study in Southern Spain. In: Proceedings of the 17th WCSS Symposium, Paper No. 1141, pp. 1141-1 – 1141-10.
- Smith, M.O., Adams, J.B. & A.R. Gillespie (1990 a): Reference Endmember for spectral mixture analysis. In: Proceedings of the 5th Australasian Remote Sensing Conference, Perth, Australia, pp. 331-340.

- Smith, M.O., Ustin, S.L., Adams, J.B. & A.R. Gillespie (1990 b): Vegetation in desert. A regional measure of abundance from multispectral images. In: *Remote Sensing of Environment* 31, pp. 1-26.
- Statistisches Bundesamt (2003) (Hrsg.): *Bodenflächen nach Art der tatsächlichen Nutzung in Deutschland. (abrufbar unter <http://www.destatis.de/basis/d/umw/ugrtab7.php> letzter Zugriff am 07.09.2004)*
- Stafford, J.V. & K. Evans (2000): Spatial distribution of potato cyst nematode and the potential for varying nematicide application. In: *Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD)*, July 16 - 19, 2000. Bloomington, MN, USA.
- Strunz, G. & I. Güls (1999): Einsatz von Fernerkundungsmethoden für das Monitoring im Naturschutz. In: Blaschke, T. (Hrsg.): *Umweltmonitoring und Umweltmodellierung. GIS und Fernerkundung als Werkzeuge einer nachhaltigen Entwicklung*, S. 69-82.
- Tan, S.-Y. (2003): A comparison of the classification of vegetation characteristics by spectral mixture analysis and standard classifiers on remotely sensed imagery within the Siberia region. In: *International Institute for Applied Systems Analysis (IIASA) –Interim Report –IR –03-020*.
- Thenot, F., Méthy, M. & T. Winkler (2002): The photochemical reflectance index (PRI) as a water stress index. In: *International Journal of Remote Sensing* 23, pp. 5135-5139.
- Theseira, M.A., Thomas, G. & C.A.D. Sannier (2002): An evaluation of spectral mixture modeling applied to a semi-arid environment. In: *International Journal of Remote Sensing* 23, pp. 687-700.
- Thiessen, E. (2002): *Optische Sensortechnik für den teilschlagspezifischen Einsatz von Pflanzenschutzmitteln. Dissertation Universität Kiel. Kiel. (Abrufbar unter http://www.ilv.uni-kiel.de/papers/diss_thiessen.pdf, letzter Zugriff am 27.09.2004)*
- Tompkins S., Mustard, J.F., Pieters, C.M. & D.W. Forsyth (1997): Optimization of endmembers for spectral mixture analysis. In: *Remote Sensing of Environment* 59, pp. 472-489.
- Tucker, C.J., Holben, B.N., Elgin, J.H. & J.E. McMurtrey (1980): Relationship of spectral data to grain yield variations. In: *Photogrammetric Engineering of Remote Sensing* 46, pp. 657-666.
- Turner, M.G., O'Neill, R.V., Gardner, R.H. & B.T. Milne (1989): Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern. In: *Landscape Ecology* 3, pp.153-162.
- Turner, M.G. & R.H. Gardner (1991): Quantitative methods in landscape ecology. An introduction. In: Turner, M.G. & R.H. Gardner (eds.): *Quantitative methods in landscape ecology: The analysis and interpretation of landscape heterogeneity*, pp 3-14.
- Turner, M.G., Gardner, R.H. & R.V. O'Neill (2001): *Landscape Ecology – in theory and practice*. New York.
- Ustin, S.L., Hart, Q.J., Duan, L. & G. Scheer (1996): Vegetation mapping on hardwood rangelands in California. In: *International Journal of Remote Sensing* 17, pp. 3015-3036.

- Ustin, S.L., Roberts, D.A. & Q.J. Hart (1998): Seasonal vegetation patterns in a California coastal savanna derived from Advanced Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) data. In: Lunetta, R.S. & C.D. Elvidge (eds.): Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring, Methods and Applications, pp. 163-180.
- Ustin, S.L., Smith, M.O., Jacquemoud, S., Verstraete, M. & Y. Govaerts (1999): Geobotany: Vegetation mapping for Earth sciences. In: Rencz, A.N. & J. Wiley (eds): Remote Sensing for the Earth Sciences: Manual of Remote Sensing, pp. 189-233.
- Ustin, S.L. & Q.F. Xiao (2001): Mapping successional boreal forest in interior central Alaska. In: International Journal of Remote Sensing 22, pp. 1779-1797.
- Varner, B.L., Gress, T.A., Copenhaver, K., Wax, L.M., Spragne, C.L. & P.J. Tranel (2000). Detection of cocklebur in soybeans using hyperspectral imagery. In: Proceedings of 5th International Conference on Precision Agriculture (CD), July 16- 19, 2000. Bloomington, MN, USA.
- Vogt, J. (1989): Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung in der Fernerkundung. Trier.
- Vrindts, E., DeBaerdemaeker, J. & H. Ramon (2002): Weed detection using canopy reflection. In: Precision Agriculture 3, pp. 63-80.
- Walsh, S.J., Moody, A., Allen, T.R. & D.G. Brown (1997): Scale dependence of NDVI and its relationship to mountainous terrain. In: Quattrochi, D.A. & M.F. Goodchild (eds.): Scale in remote sensing and GIS, pp. 27-55.
- Wang, D., Wilson, C. & M.C. Shannon (2002): Interpretation of salinity and irrigation effects on soybean canopy reflectance in visible and near-infrared spectrum domain. In: International Journal of Remote Sensing 23, pp.811-824.
- Wartenberg, G. (1996): Heterogene Verteilung von Unkräutern auf Ackerflächen – umweltverträgliches Anwenden von Herbiziden. In: Gesunde Pflanzen 48, S. 3-10.
- Weiers, S. (1999): Monitoring und Bewertung von Landschafts- und Biotopveränderungen in Schleswig-Holstein und Dänemark mit Methoden der Satellitenfernerkundung. In: Blaschke, T. (Hrsg.): Umweltmonitoring und Umweltmodellierung. GIS und Fernerkundung als Werkzeuge einer nachhaltigen Entwicklung, S. 83-90.
- Weise, K., Reinhold, A. & R. Schulz (1988): Nutzung von Fernerkundungsdaten in der Pflanzenproduktion. In: Agrar - Empfehlungen für die Praxis. Landwirtschaftsausstellung der DDR 72, S. 97-105.
- Weissteiner, C. J., Braun, M. & W. Kühbauch (2003): Regional yield predictions of malting barley by remote sensing and ancillary data. In: Owe, M., D'Urso, G., Moreno, J. F. & A. Calera (eds.): Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology. Proceedings of the SPIE's 10th International Symposium on Remote Sensing, Barcelona, Spain, September 8 – 12, 2003, pp. 528-539.
- Werheit, M. & T. Katterle (1998): Qualitätsziele für eine nachhaltige Stadtentwicklung in Halle (Saale). In: Kuhn S., Suchy G. & M. Zimmermann (Hrsg.): Lokale Agenda 21 Deutschland - kommunale Strategien für eine zukunftsbeständige Entwicklung, S. 119-127.

- Werner, A. (2002): Pre Argo – ein integrativer Forschungsbeitrag zur Entwicklung und Anwendung von Precision Agriculture in der Praxis. In: Werner, A. & A. Jarfe (Hrsg.): Precision Agriculture – Herausforderung an die integrative Forschung, Entwicklung und Anwendung in der Praxis. KTBL Sonderveröffentlichung 038, S. 11-19.
- West, J.S., Bravo, C., Oberti, R., Lemaire, D., Moshou, D. & H.A. McCartney (2003): The potential of optical canopy measurement for targeted control of field crop diseases. In: Annual Review Phytopatology 41, pp. 593-614.
- Wickham, J.D. & K.H. Riitters (1995): Sensitivity of landscape metrics to pixel size. In: International Journal of Remote Sensing 16, pp. 3585-3594.
- Wiens, J.A. (1992): What is landscape ecology, really? In: Landscape Ecology 7, pp. 149-150.
- Woodcock, C.E. & A. H. Strahler (1987): The factor of scale in remote sensing . In: Remote Sensing of Environment 21, pp. 311-332.
- Wiltshire, J., Clark, W.S., Riding, A., Steven, M., Holmes, G. & M. Moore (2002): Spectral reflectance as a basis for in-field sensing of crop canopies for precision husbandry of winter wheat. In: HGCA Project Report No. 288.
- Wu, J., Jelinski, D.E., Luck, M. & P.T. Tueller (2000): Multiscale analysis of landscape variance and pattern metrics. In: Geographic Information Sciences 6, pp.6-19.
- Wu, J. & R. Hobbs (2002): Key issues and research priorities in landscape ecology: An idiosyncratic synthesis. In: Landscape Ecology 17, pp. 355-365.
- Wu, J. (2004): Effects of changing scale on landscape pattern analysis: Scaling relation. In: Landscape Ecology 19, pp. 125 –138.
- Xue, L., Cao, W., Luo, W., Dai, T. & Y. Zhu (2004): Monitoring leaf nitrogen status in rice with canopy spectral reflectance. In: Agronomy Journal 96, pp. 135-142.
- Anderson, G.L. & C. Yang (1996): Multispectral videography and geographic information systems for site-specific farm management. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Precision Agriculture, Madison, Wisconsin, June 23-26, 1998, pp. 681-692.
- Yang, C. & J.H. Everitt (2002): Relationships between yield monitor data and airborne multiband multispectral digital imagery for grain sorghum. In: Precision Agriculture 3, pp. 373-388.
- Younan, N.H., King, R.L. & H.H. Bennett (2004): Classification of hyperspectral data: A comparative study. In: Precision Agriculture 5, pp. 41 – 53.
- Zabel, E. & K. Trunk (2003): Anforderungen der Landwirtschaft an die Fernerkundung und damit verbundenen Nutzungsmöglichkeiten. In: Dech, S.W. et al. (Hrsg.): Tagungsband 20. DFD Nutzerseminar, 6.-8.10.2003, pp. 110-118.
- Zhang, N., Wang, M. & N. Wang (2002): Precision agriculture – a worldwide overview. In: Computers and Electronics in Agriculture 36, pp.113-132.
- Ziemke, K. & I. Güls (1999): Monitoring von Biotopen durch Einsatz der Fernerkundung – Untersuchungen im Rahmen des Arten- und Biotopschutzprogramms Bayerns. In: Blaschke, T.

(Hrsg.): Umweltmonitoring und Umweltmodellierung. GIS und Fernerkundung als Werkzeuge einer nachhaltigen Entwicklung, S. 91-98.

15 Glossar

AAI Imagine Subpixel Classifier	84 f, 92f
Absorption	11ff, 57ff
Accuracy-Report	76
Aggregationsproblem	22
Agenda 21	1, 5
Area-Weighted-Mean-Shape-Index (AWMSI)	110ff
Bildendmember	51, 82, 87ff
Binary Encoding	91
Bodenzahl	39
Bonitur	1, 43ff, 51ff
Cartographic scale	20
CIR-Luftbilder	19, 50, 56, 63, 135ff
Clusteranalyse	128ff
Contagion Index (CONTAG)	33ff, 110ff
Cubic Convolution	68
Dark Object Subtraction	63
Diskriminanzachse	130ff
Diskriminanzanalyse	128ff
Diskriminanzfunktion	129ff
Diskriminanzkoeffizient	130f
Diskriminanzwert	130ff
EEA (Europäische Umweltagentur)	33
Endmember	51,81ff
EPA (US Environmental Protection Agency)	24, 32
Error-Matrix	76, 104
Ertragsprognose	10, 16f
Erysiphe graminis	44
Extent	24f, 33ff
Extinktion	57
Fast Fourier Transformation (FFT)	139ff
Feature Space	74f, 138
Fraktale Dimension	30, 34
FRAGSTATS	31, 35, 108ff
Fourier Transformation	139ff
Geographic scale	20
Geographische Varianzmethode	29
Geometrische Korrektur	56
Graduiertenkolleg	6
Ground Truth Daten	43, 49, 55ff
Grain	24f, 33ff
Hauptkomponentenanalyse	68
Heterodera schachtii	48, 136
Herstellergenauigkeit	7
Hierarchietheorie	6, 12
IHS-Transformation	68, 70
Individueller Trugschluss	22
Instantaneous Field of View (IFOV)	24, 82
International Association of Landscape Ecology	24

Inverse Fast Fourier Transformation (IFFT)	140
Jeffries-Matusita-Distanz	76, 143
Kanonische Korrelation	133
Klassifikationsschlüssel	73f
Kreuzlevel-Trugschluss	22
LACIE Experiment	10
Lambert'schen Strahlungsfläche	60
Landscape shape index (LSI)	110ff
Landschaftskomposition	32
Landschaftskonfiguration	32
Landschaftsstrukturanalyse	31ff, 113ff
Landschaftsstrukturmaße (LSM)	31ff, 113ff
Leaf Area Index (LAI)	27f
Lokale Varianzmethode	29
Map scale	20
Material of Interest (MOI)	82
Maximum Likelihood Klassifikation	72ff, 143ff
Mean Nearest-Neighbor Distance (MNN)	110ff
Mean Patch Size (MPS)	110ff
Measurement scale	20
Mie-Streuung	60
Mischpixel	26, 30, 80ff
Modifiable areal unit problem	22
Multiscale Experimental Ecosystem Research Center	24
NDVI	16f, 27, 59, 66ff
Nematodenbefall	19, 48, 138ff
Number of Patches (NP)	110ff
Nutzergenauigkeit	77
Observational scale	20
Ökologischer Trugschluss	22
Operational scale	20
Patch Richness (PD)	110ff
Patch Size Standard Deviation (PSSD)	110ff
Percentage of Landscape (PLAND)	110ff
Photochemical Reflectance Index	18
Pixel Purity Index (PPI)	87
Pre Agro	5
Precision Farming	1, 10f, 14ff
Preprocessing	56ff
Puccinia recondita	44f
Quantitative Landschaftsökologie	31
QuickBird-2	50f
Radianz	58
Radiometrische Korrektur	56ff
Referenzendmember	82ff
Reflektanzwerte	59, 61
Reflexion	11ff
Resampling	68f
Resolution Merge	68f
Resolution scale	20
Rayleigh-Streuung	60

Science of scale	23
Selbstähnlichkeit	31
Sensorkalibrierung	59ff
Septoria tritici	45
Signaturanalyse	73, 75ff
Skaleneffekte	29ff
Skalenkontinuum	28
SPAD-Messungen	44
Spectral Angle Mapping	91, 106
Spectral Feature Fitting	91
Spektrale Entmischung	80ff
Spektrale Mischung	80ff
Spektroradiometer	17ff, 51ff
statistische Selbstähnlichkeit	31
Subpixelklassifikation	80ff
Textur Methode	30
Total Edge (TE)	110ff
Trennbarkeitsanalyse	76
Visuelle Interpretation	69ff
Wilks' Lambda	133
Winterweizenversuch	39ff

16 Anhang

16.1 Trennbarkeitsmaße der unterschiedlichen Maximum Likelihood Klassifikationen – Datengrundlage: QuickBird-2 Bild vom 25.06.2002 (unterschiedliche räumliche Auflösung zwischen 0,7 m und 30 m)

Auflösung in m	SM NbFb	/SM/ NbFr	SM/ NrFb	SM/ NrFr	SM/ B	NbFb/ NbFr	NbFb/ NrFb	NbFb/ NrFr	NbFb/ B	NbFr/ NrFb	NbFr/ NrFr	NbFr/ B	NrFb/ NrFr	NrFb/ B	NrF/ B
0,7	1414	1414	1414	1414	1413	1414	1414	1414	1414	1404	1414	1324	1414	1414	1414
1	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1409	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414
2	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1412	1414	1414	1414	1414
3	1412	1403	1414	1403	1414	1414	1414	1414	1412	1414	1410	1413	1414	1414	1414
4	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1395	1414	1413	1414	1414	1414	1414	1398	1414
5	-	-	-	-	-	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414
6	-	-	-	-	-	1414	1389	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414
7	-	-	-	-	-	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1409	1414	1414	1414
8	-	-	-	-	-	1414	1412	1414	1414	1414	1414	1411	1408	1414	1414
9	-	-	-	-	-	1414	1413	1413	1414	1414	1414	1413	1274	1414	1414
10	-	-	-	-	-	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1414	1405	1414	1414
11	-	-	-	-	-	1414	1413	1414	1414	1414	1412	1410	1412	1414	1414
12	-	-	-	-	-	1414	1412	1414	1414	1414	1414	1410	1407	1414	1414
13	-	-	-	-	-	1414	1414	1414	1414	1414	1413	1401	1414	1414	1414
14	-	-	-	-	-	1414	1414	1414	1414	1414	1410	1410	1407	1414	1414
15	-	-	-	-	-	1414	1414	1414	1414	1414	1410	1396	1413	1414	1414
20	-	-	-	-	-	1414	1402	1414	1414	1390	1412	1399	1389	1414	1414
30	-	-	-	-	-	1407	1402	1402	1407	1389	1402	1399	1274	1412	1412

(SM= Strommst, NbFb = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, NbFr = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, NrFb = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, NrFr = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, B = Boden)

16.2 Errormatrix der Maximum Likelihood Klassifikation der Weizenfläche

16.2.1: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m) -

Klassen	SM	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
SM	0	0	0	0	0	0	0
Nb/Fb	0	52	1	0	0	0	53
Nb/Fr	0	0	12	0	0	0	12
Nr/Fb	0	0	0	12	0	0	12
Nr/Fr	0	1	0	1	7	0	9
B	0	3	0	0	1	10	14
Summe	0	56	13	13	8	10	100

(SM= Strommst, Nb/Fb = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, Nb/Fr = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, Nr /Fb = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, Nr/Fr = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, B = Boden)

16.2.2: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m) -

Klassen	SM	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
SM	0	0	0	0	0	0	0
Nb/Fb	0	43	2	1	0	0	46
Nb/Fr	0	0	9	0	0	0	9
Nr/Fb	0	0	0	13	0	0	13
Nr/Fr	0	1	0	0	11	0	12
B	0	3	0	0	1	16	20
Summe	0	47	11	14	12	16	100

(**SM**= Strommst, **Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr/Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.3: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m) -

Klassen	SM	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
SM	0	0	0	0	0	0	0
Nb/Fb	0	41	0	0	1	1	43
Nb/Fr	0	1	14	1	0	0	16
Nr/Fb	0	0	1	11	0	0	12
Nr/Fr	0	0	0	0	12	1	13
B	0	0	1	1	2	12	16
Summe	0	42	16	13	15	14	100

(**SM**= Strommst, **Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr/Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.4: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m) -

Klassen	SM	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
SM	0	0	0	0	0	0	
Nb/Fb	0	48	0	1	0	4	53
Nb/Fr	0	0	5	0	0	1	6
Nr/Fb	0	0	0	11	0	1	12
Nr/Fr	0	0	0	0	12	1	13
B	0	5	0	1	1	9	16
Summe	0	53	5	13	13	16	100

(**SM**= Strommst, **Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr/Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.5: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m)

Klassen	SM	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
SM	0	0	0	0	0	0	0
Nb/Fb	0	42	0	2	0	1	45
Nb/Fr	0	1	11	0	2	1	15
Nr/Fb	0	1	0	12	0	1	14
Nr/Fr	0	0	0	0	14	2	16
B	0	0	0	2	2	6	10
Summe	0	44	11	16	18	11	100

(**SM**= Strommst, **Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr/Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.6: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m)

Klassen	SM	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
SM	1	0	0	0	0	0	1
Nb/Fb	1	42	2	0	1	0	46
Nb/Fr	0	0	16	0	1	0	17
Nr/Fb	0	0	0	7	0	3	10
Nr/Fr	0	2	0	2	10	1	15
B	0	2	1	0	0	8	11
Summe	2	46	19	9	12	12	100

(**SM**= Strommst, **Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr/Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.7: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	41	3	2	2	3	51
Nb/Fr	0	16	0	0	2	18
Nr/Fb	2	0	11	1	0	14
Nr/Fr	0	0	0	11	0	11
B	0	0	0	1	5	6
Summe	43	19	13	15	10	100

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr/Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.8: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	48	2	0	1	4	55
Nb/Fr	4	12	0	1	0	17
Nr/Fb	1	0	10	0	0	11
Nr/Fr	0	0	1	7	2	10
B	1	0	1	0	5	7
Summe	54	14	12	9	11	100

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.9: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	39	2	2	2	3	48
Nb/Fr	1	8	0	2	1	12
Nr/Fb	0	0	21	0	3	24
Nr/Fr	0	0	0	9	0	9
B	0	0	1	2	4	7
Summe	40	10	24	15	11	100

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.10: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	20	3	1	0	1	25
Nb/Fr	0	7	0	0	0	7
Nr/Fb	0	0	5	0	3	8
Nr/Fr	0	1	0	7	0	8
B	0	0	1	0	1	2
Summe	20	11	7	7	5	50

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.11: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	22	1	4	1	1	29
Nb/Fr	0	4	0	0	0	4
Nr/Fb	1	0	6	1	0	8
Nr/Fr	0	0	0	7	1	8
B	0	0	0	1	0	1
Summe	23	5	10	10	2	50

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.12: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	22	1	1	2	1	27
Nb/Fr	1	5	0	1	1	8
Nr/Fb	0	1	3	0	1	5
Nr/Fr	0	0	0	8	0	8
B	0	0	0	1	1	2
Summe	23	7	4	12	4	50

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.13: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	10	0	1	0	2	13
Nb/Fr	0	0	0	2	0	2
Nr/Fb	0	0	2	0	0	2
Nr/Fr	0	0	0	7	0	7
B	1	0	0	0	0	1
Summe	11	0	3	9	2	25

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.14: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	11	1	1	2	0	15
Nb/Fr	1	3	0	0	0	4
Nr/Fb	0	0	3	1	0	4
Nr/Fr	0	0	0	2	0	2
B	0	0	0	0	0	0
Summe	12	4	4	5	0	25

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.15: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	12	0	0	2	0	14
Nb/Fr	0	1	0	0	0	1
Nr/Fb	1	0	4	1	0	6
Nr/Fr	1	0	0	2	0	3
B	0	0	0	1	0	1
Summe	14	1	4	6	0	25

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.16: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 20 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	10	1	1	1	1	14
Nb/Fr	0	2	0	0	2	4
Nr/Fb	0	0	2	0	1	3
Nr/Fr	0	0	0	4	0	4
B	0	0	0	0	0	0
Summe	10	3	3	5	4	25

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.2.17: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 30 m)

Klassen	Nb/Fb	Nb/Fr	Nr/Fb	Nr/Fr	B	Summe
Nb/Fb	13	5	1	1	4	24
Nb/Fr	0	0	0	0	0	0
Nr/Fb	0	0	0	1	0	1
Nr/Fr	0	0	0	0	0	0
B	0	0	0	0	0	0
Summe	13	5	1	2	4	25

(**Nb/Fb** = Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel, **Nb/Fr** = Weizen krank / ohne Stickstoffmangel, **Nr /Fb** = Weizen gesund / mit Stickstoffmangel, **Nr/Fr** = Weizen krank / mit Stickstoffmangel, **B** = Boden)

16.3 Accuracy Report der Maximum Likelihood Klassifikation der Weizenfläche

16.3.1: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Strommast	---	---
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	92.86%	98.11%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	92.31%	100.00%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	92.31%	100.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	87.50%	77.78%
Boden	100.00%	71.43%
Gesamtgenauigkeit = 93.00%		

16.3.2: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Strommast	---	---
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	91.49%	93.48%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	81.82%	100.00%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	92.86%	100.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	91.67%	91.67%
Boden	100.00%	80.00%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

16.3.3: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Strommast	---	---
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	97.62%	95.35%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	87.50%	87.50%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	84.62%	91.67%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	80.00%	92.31%
Boden	85.71%	75.00%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

16.3.4: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Strommast	---	---
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	90.57%	90.57%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	100.00%	83.33%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	84.62%	91.67%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	92.31%	92.31%
Boden	56.25%	56.25%
Gesamtgenauigkeit = 85.00%		

16.3.5: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Strommast	---	---
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	95.45%	93.33%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	100.00%	73.33%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	75.00%	85.71%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	77.78%	87.50%
Boden	54.55%	60.00%
Gesamtgenauigkeit = 85.00%		

16.3.6: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Strommast	50.00%	100.00%
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	91.30%	91.30%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	84.21%	94.12%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	77.78%	70.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	83.33%	66.67%
Boden	66.67%	72.73%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		

16.3.7: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	95.35%	80.39%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	84.21%	88.89%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	84.62%	78.57%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	73.33%	100.00%
Boden	50.00%	83.33%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		

16.3.8: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	88.89%	87.27%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	85.71%	70.59%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	83.33%	90.91%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	77.78%	70.00%
Boden	45.45%	71.43%
Gesamtgenauigkeit = 82.00%		

16.3.9: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	97.50%	81.25%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	80.00%	66.67%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	87.50%	87.50%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	60.00%	100.00%
Boden	36.36%	57.14%
Gesamtgenauigkeit = 81.00%		

16.3.10: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	100.00%	80.00%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	63.64%	100.00%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	71.43%	62.50%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	100.00%	87.50%
Boden	20.00%	50.00%
Gesamtgenauigkeit = 80.00%		

16.3.11: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	95.65%	75.86%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	80.00%	100.00%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	60.00%	75.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	70.00%	87.50%
Boden	0.00%	0.00%
Gesamtgenauigkeit = 78.00%		

16.3.12: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	95.65%	81.48%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	71.43%	62.50%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	75.00%	60.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	66.67%	100.00%
Boden	25.00%	50.00%
Gesamtgenauigkeit = 78.00%		

16.3.13: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	90.91%	76.92%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	---	---
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	66.67%	100.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	77.78%	100.00%
Boden	0.00%	0.00%
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		

16.3.14: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	91.67%	73.33%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	75.00%	75.00%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	75.00%	75.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	40.00%	100.00%
Boden	---	---
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		

16.3.15: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	85.71%	85.71%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	100.00%	100.00%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	100.00%	66.67%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	33.33%	66.67%
Boden	---	---
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		

16.3.16: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 20 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	100.00%	71.43%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	66.67%	50.00%
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	66.67%	66.67%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	80.00%	100.00%
Boden	---	---
Gesamtgenauigkeit = 72.00%		

16.3.17: Klassifikationsgenauigkeit - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 30 m) -

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	100.00%	54.17%
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	---	---
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	0.00%	0.00%
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	---	---
Boden	---	---
Gesamtgenauigkeit = 52.00%		

16.4 Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“

16.4.1: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	1	1
40 - 49 %	0	0	1	0	0	0	0	0	1
50 - 59 %	0	0	0	1	0	0	0	0	1
60 - 69%	0	0	0	0	6	0	0	0	6
70 - 79 %	0	0	0	0	0	7	0	0	7
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	12	0	12
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	72	72
Summe	0	0	1	1	6	7	12	73	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.2: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	1	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	1	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	4	0	0	0	4
70 - 79 %	0	0	0	0	0	2	0	1	3
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	13	1	14
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	79	79
Summe	0	0	0	0	4	2	13	81	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.3: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	1	0	0	0	0	0	1
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	1	0	1	2
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	5	1	6
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	91	91
Summe	0	0	1	0	0	1	5	93	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.4: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	1	0	0	2	3
70 - 79 %	0	0	0	0	0	5	0	2	7
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	5	0	5
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	85	85
Summe	0	0	0	0	1	5	5	89	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.5: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	1	0	0	0	0	0	1
50 - 59 %	0	0	0	1	0	0	0	0	1
60 - 69%	0	0	0	0	2	0	1	0	3
70 - 79 %	0	0	0	0	0	13	1	0	14
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	21	0	21
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	60	60
Summe	0	0	1	1	2	13	23	60	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.6: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	5	0	0	5
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	2	93	95
Summe	0	0	0	0	0	5	2	93	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.7: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	1	0	0	0	0	1
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	6	0	0	6
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	15	0	15
90 - 100 %	0	0	0	0	1	3	1	73	78
Summe	0	0	0	1	1	9	16	73	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.8: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	1	0	0	0	1
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	1	0	0	0	1
70 - 79 %	0	0	0	0	2	4	0	0	6
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	5	0	5
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	87	87
Summe	0	0	0	0	4	4	5	87	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.9: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	1	1	0	0	2
70 - 79 %	0	0	0	0	0	3	0	0	3
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	3	0	3
90 - 100 %	0	0	0	0	0	1	3	88	92
Summe	0	0	0	0	1	5	6	88	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.10: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	2	0	0	1	0	3
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	4	0	4
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	4	39	43
Summe	0	0	0	2	0	0	9	39	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.11: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	9	0	0	9
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	8	0	8
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	5	28	33
Summe	0	0	0	0	0	9	13	28	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.12: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	2	0	0	2
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	1	3	4
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	44	44
Summe	0	0	0	0	0	2	1	47	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.13: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	3	0	0	2	5
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	1	1	2
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	18	18
Summe	0	0	0	0	3	0	1	21	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.14: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	0	3	3
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	22	22
Summe	0	0	0	0	0	0	0	25	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.4.15: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	2	2
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	1	1
70 - 79 %	0	0	0	0	0	2	0	1	3
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	1	0	1
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	18	18
Summe	0	0	0	0	0	2	1	22	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5 Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“

16.5.1: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	1	0	0	0	0	0	0	1
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	1	0	0	0	0	0	1
60 - 69%	0	0	0	0	2	0	0	0	2
70 - 79 %	0	0	0	0	0	11	0	0	11
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	30		30
90 - 100 %	0	0	0	0	0	1	1	53	55
Summe	0	1	1	0	2	12	31	53	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.2: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	1	0	0	0	0	0	1
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	1	0	0	0	1
70 - 79 %	0	0	0	0	0	5	0	1	6
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	25	2	27
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	65	65
Summe	0	0	1	0	1	5	25	68	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.3: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	2	0	0	0	2
70 - 79 %	0	0	0	0	0	3	0	1	4
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	12	2	14
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	80	80
Summe	0	0	0	0	2	3	12	83	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.4: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	2	0	0	0	2
70 - 79 %	0	0	0	0	0	18	0	0	18
80 - 89 %	0	0	0	0	0	1	7	0	8
90 - 100 %	0	0	0	0	0	5	0	67	72
Summe	0	0	0	0	2	24	7	67	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.5: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	1	0	0	1
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	2	0	2
90 - 100 %	0	0	0	0	1	2	1	93	97
Summe	0	0	0	0	1	3	3	93	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.6: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	1	2	3
90 - 100 %	0	0	0	0	0	5	0	92	97
Summe	0	0	0	0	0	5	1	94	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.7: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	5	0	0	5
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	24	1	25
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	70	70
Summe	0	0	0	0	0	5	24	71	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.8: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	23	0	0	23
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	7	0	7
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	1	69	70
Summe	0	0	0	0	0	23	8	69	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.9: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	19	0	0	19
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	2	1	3
90 - 100 %	0	0	0	0	0	5	0	73	78
Summe	0	0	0	0	0	24	2	74	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.10: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	14	0	0	14
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	6	0	6
90 - 100 %	0	0	0	0	1	0	3	26	30
Summe	0	0	0	0	1	14	9	26	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.11: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	4	4	0	0	8
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	9	2	11
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	31	31
Summe	0	0	0	0	4	4	9	33	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.12: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	4	1	0	5
90 - 100 %	0	0	0	0	0	1	0	44	45
Summe	0	0	0	0	0	5	1	44	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.13: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	4	4	8
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	17	17
Summe	0	0	0	0	0	0	4	21	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.14: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	1	2	3
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	22	22
Summe	0	0	0	0	0	0	1	24	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.5.15: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	5	0	0	0	0	5
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	2	0	2
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	18	18
Summe	0	0	0	5	0	0	2	18	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6 Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“

16.6.1: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	3	0	0	0	0	0	0	0	3
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	6	0	0	0	6
70 - 79 %	0	0	0	0	0	2	0	0	2
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	11	2	13
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	76	76
Summe	3	0	0	0	6	2	11	78	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.2: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	1	1
70 - 79 %	0	0	0	0	0	2	0	0	2
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	2	0	2
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	95	95
Summe	0	0	0	0	0	2	2	96	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.3: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	2	0	0	2
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	1	0	1
90 - 100 %	0	0	0	0	0	2	2	93	97
Summe	0	0	0	0	0	4	3	93	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.4: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	1	0	1	2
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	7	2	9
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	89	89
Summe	0	0	0	0	0	1	7	92	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.5: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	1	3	1	95	100
Summe	0	0	0	0	1	3	1	95	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.6: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	7	0	7
90 - 100 %	0	0	0	0	0	5	0	88	93
Summe	0	0	0	0	0	5	7	88	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.7: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	7	0	7
90 - 100 %	0	0	0	0	0	3	2	88	93
Summe	0	0	0	0	0	3	9	88	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.8: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	3	0	0	3
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	4	0	4
90 - 100 %	0	0	0	0	0	4	1	88	93
Summe	0	0	0	0	0	7	5	88	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.9: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	1	0	0	1
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	15	0	15
90 - 100 %	0	0	0	0	0	2	0	82	84
Summe	0	0	0	0	0	3	15	82	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.10: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	1	2	2	45	50
Summe	0	0	0	0	1	2	2	45	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.11: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	5	45	50
Summe	0	0	0	0	0	0	5	45	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.12: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	1	1
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	4	45	49
Summe	0	0	0	0	0	0	4	46	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.13: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	6	0	6
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	3	16	19
Summe	0	0	0	0	0	0	9	16	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.14: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	3	22	25
Summe	0	0	0	0	0	0	3	22	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.6.15: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 – 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 – 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 – 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 – 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 – 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 – 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 – 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	3	0	0	0	0	1	21	25
Summe	0	3	0	0	0	0	1	21	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7 Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“

16.7.1: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	1	0	0	0	0	0	1
50 - 59 %	0	0	0	1	0	0	0	0	1
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	3	0	0	3
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	10	0	12
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	2	83	83
Summe	0	0	1	1	0	3	10	85	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.2: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	1	0	0	0	0	1
60 - 69%	0	0	0	0	2	0	0	0	2
70 - 79 %	0	0	0	0	0	2	0	0	2
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	3	2	5
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	89	89
Summe	0	0	0	1	2	2	3	92	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.3: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	1	3	97	100
Summe	0	0	0	0	0	1	2	97	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.4: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	1	0	0	0	0	0	1
50 - 59 %	0	0	0	3	0	0	0	0	3
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	1	4	5
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	0	91	91
Summe	0	0	1	3	0	0	1	95	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.5: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	2	2	2	94	100
Summe	0	0	0	0	2	2	2	94	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.6: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	2	0	2
90 - 100 %	0	0	0	0	0	3	1	94	98
Summe	0	0	0	0	0	3	3	94	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.7: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	6	0	6
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	4	90	94
Summe	0	0	0	0	0	0	10	90	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.8: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	5	0	5
90 - 100 %	0	0	0	0	0	2	0	93	95
Summe	0	0	0	0	0	2	5	93	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.9: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	1	11	0	12
90 - 100 %	0	0	0	0	0	2	0	86	88
Summe	0	0	0	0	0	3	11	86	100

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.10: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	1	0	1
90 - 100 %	0	0	0	0	0	3	2	44	49
Summe	0	0	0	0	0	3	3	44	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.11: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	25	0	25
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	2	23	25
Summe	0	0	0	0	0	0	27	23	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.12: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	6	44	50
Summe	0	0	0	0	0	0	6	44	50

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.13: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	3	22	25
Summe	0	0	0	0	0	0	3	22	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.14: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	0	3	22	25
Summe	0	0	0	0	0	0	3	22	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.7.15: Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m) –

Klassen*	20 - 29 %	30 - 39 %	40 - 49 %	50 - 59 %	60 - 69%	70 - 79 %	80 - 89 %	90 - 100 %	Summe
20 - 29 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
30 - 39 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
40 - 49 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
50 - 59 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
60 - 69%	0	0	0	0	0	0	0	0	0
70 - 79 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
80 - 89 %	0	0	0	0	0	0	0	0	0
90 - 100 %	0	0	0	0	0	4	0	21	25
Summe	0	0	0	0	0	4	0	21	25

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8 Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“

16.8.1: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	0.00%	0.00%
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.63%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 98.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.2: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	66.67%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	92.86%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	97.53%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 98.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.3: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	50.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	83.33%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	97.85%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 98.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.4: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	33.33%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	71.43%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	95.51%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 96.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.5: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	66.67%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	92.31%	85.71%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	86.96%	95.24%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.67%	96.67%
Gesamtgenauigkeit = 94.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.6: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	60.00%	60.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	97.85%	95.79%
Gesamtgenauigkeit = 94.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.7: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	55.56%	83.33%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	93.75%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.63%	92.31%
Gesamtgenauigkeit = 93.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.8: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	25.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	66.67%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	60.00%	60.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.55%	96.55%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.9: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	50.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	20.00%	33.33%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	50.00%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	97.73%	93.48%
Gesamtgenauigkeit = 91.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.10: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	100.00%	66.67%
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	44.44%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	90.70%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.11: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	61.54%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	84.85%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.12: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	0.00%	0.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	91.49%	97.73%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.13: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	60.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	50.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	85.71%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.14: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	88.00%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.8.15: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	66.67%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	81.82%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9 Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank/ ohne Stickstoffmangel“

16.9.1: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	91.67%	100.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	96.77%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	96.36%
Gesamtgenauigkeit = 97.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.2: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	83.33%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	92.59%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	95.59%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 97.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.3: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	75.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	85.71%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.39%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 97.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.4: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	70.83%	94.44%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	87.50%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.51%	91.67%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.5: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	0.00%	0.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	66.67%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.92%	94.85%
Gesamtgenauigkeit = 94.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.6 Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	0.00%	0.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.94%	95.88%
Gesamtgenauigkeit = 93.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.7: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	80.00%	80.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	87.50%	84.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	95.77%	97.14%
Gesamtgenauigkeit = 93.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.8: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	86.96%	86.96%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	75.00%	85.71%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	95.65%	94.29%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.9: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	70.83%	89.47%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	66.67%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	97.30%	92.31%
Gesamtgenauigkeit = 91.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.10: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	92.86%	92.86%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	66.67%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	86.67%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.11: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m)

Klasse	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	50.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	81.82%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	93.94%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.12: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	0.00%	0.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	97.78%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.13: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	50.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	80.95%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.14: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	0.00%	0.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	87.50%	95.45%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.9.15: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 80.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10 Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund/ mit Stickstoffmangel“

16.10.1: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 – 0.29 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.30 – 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 – 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 – 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 – 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 – 0.79 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.80 – 0.89 % Pixelanteil	100.00%	84.62%
0.90 – 1.00 % Pixelanteil	97.44%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 98.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.2: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	50.00%	50.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.96%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 98.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.3: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	50.00%	100.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	33.33%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	95.88%
Gesamtgenauigkeit = 96.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.4: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	50.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	77.78%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.74%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 97.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.5: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	95.00%
Gesamtgenauigkeit = 95.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.6: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	85.71%	85.71%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	94.62%
Gesamtgenauigkeit = 94.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.7: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	55.56%	71.43%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.86%	93.55%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.8: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	28.57%	66.67%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	60.00%	75.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.86%	93.55%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.9: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	0.00%	0.00%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	80.00%	80.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.34%	94.05%
Gesamtgenauigkeit = 91.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.10: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	90.00%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.11: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	90.00%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.12: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	97.83%	91.84%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.13: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	66.67%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	84.21%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.14: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	88.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.10.15: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	84.00%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11 Accuracy Report der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“

16.11.1: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 1 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 – 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 – 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 – 0.49 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.50 – 0.59 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.60 – 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 – 0.79 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.80 – 0.89 % Pixelanteil	100.00%	83.33%
0.90 – 1.00 % Pixelanteil	97.65%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 98.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.2: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 2 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	100.00%	66.67%
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	60.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.74%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 97.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.3: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 3 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	97.00%
Gesamtgenauigkeit = 97.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.4: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 4 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	100.00%	100.00%
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	100.00%	20.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	95.79%	100.00%
Gesamtgenauigkeit = 96.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.5: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 5 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	94.00%
Gesamtgenauigkeit = 94.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.6: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 6 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	33.33%	50.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	98.94%	94.90%
Gesamtgenauigkeit = 94.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.7: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 7 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	40.00%	66.67%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	97.78%	93.62%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.8: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 8 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	40.00%	40.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.77%	94.74%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.9: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 9 m) –

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	72.73%	66.67%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	96.51%	94.32%
Gesamtgenauigkeit = 91.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.10: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 10 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	33.33%	100.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	89.80%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.11: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 11 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	85.19%	92.00%
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	91.30%	84.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.12: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 12 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	88.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.13: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 13 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	88.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.14: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 14 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	88.00%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.11.15: Klassifikationsgenauigkeit der Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ - Datengrundlage QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 (mit einer räumlichen Auflösung von 15 m)

Klasse*	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
0.20 - 0.29 % Pixelanteil	---	---
0.30 - 0.39 % Pixelanteil	---	---
0.40 - 0.49 % Pixelanteil	---	---
0.50 - 0.59 % Pixelanteil	---	---
0.60 - 0.69 % Pixelanteil	---	---
0.70 - 0.79 % Pixelanteil	---	---
0.80 - 0.89 % Pixelanteil	---	---
0.90 - 1.00 % Pixelanteil	100.00%	84.00%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		

* Klassen stellen die Pixelanteile des Endmembers in % dar

16.12 Landschaftsstrukturmaße auf Grundlage der Maximum Likelihood Klassifikation

16.12.1 Landschaftsebene

Landschaftsstrukturmaße der Landschaftsebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikationen des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit ausgewählten räumlichen Auflösung zwischen 0,7 m und 30 m)

räumliche Auflösung der Datengrundlage in m	NP	TE	AWMSI	MNN	PR	CONTAG
0,7	747	14372	4,25	2,8	6	49,82
2,8	152	2154	3,76	2,5	6	41,11
4	121	1336	3	1,9	6	38,01
15	44	174	2,09	1,6	5	19,76
20	28	101	1,96	1,6	5	17,44
30	21	58	1,82	1,6	5	14,15

16.12.2 Klassenebene

16.12.2.1: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 0,7 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	44,06	20	3387	2,88
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	12,14	30	1757	1,68
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	14,36	128	4323	2,17
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,66	55	2353	1,51

16.12.2.2: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 1 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	42,26	6	2338	2,66
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,82	26	1128	1,52
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13,36	88	2494	1,86
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,25	55	1578	1,48

16.12.2.3: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 2 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,99	5	1286	2,94
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,63	16	562	1,65
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13,02	75	1416	2,69
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,2	45	664	1,42

16.12.2.4: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 3 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,89	2	804	3,54
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,61	12	328	1,55
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13,1	48	735	2,23
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,28	30	384	1,4

16.12.2.5: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 4 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,74	2	570	3,36
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,5	9	224	1,48
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	12,99	38	459	1,95
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,26	19	261	1,37

16.12.2.6: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 5 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	42,33	2	423	3,19
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,72	6	186	1,53
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13,37	29	301	1,62
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,08	14	202	1,49

16.12.2.7: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 6 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	43,41	1	325	3,85
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	12,11	6	123	1,37
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	14,47	20	227	1,78
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,64	11	140	1,32

16.12.2.8: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 7 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,68	2	291	3,14
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,56	4	98	1,38
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	12,47	13	165	1,72
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,47	8	116	1,37

16.12.2.9: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des Quick-Bird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 8 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,8	2	240	3,62
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,64	5	86	1,31
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	14,02	13	139	1,45
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	11,9	7	94	1,25

16.12.2.10: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 9 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	42,14	1	215	3,87
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,2	4	72	1,35
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13,04	13	111	1,34
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,88	8	96	1,35

16.12.2.11: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 10 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	42,68	1	175	3,48
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	12,37	6	81	1,32
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13,2	11	93	1,29
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12,58	6	72	1,35

16.12.2.12: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 11 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,65	1	150	3,44
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,97	4	62	1,38
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13,72	10	87	1,37
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	11,72	5	61	1,28

16.12.2.13: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 12 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,37	1	136	3,44
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	12,5	5	51	1,27
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	12,8	8	71	1,34
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	11,9	4	55	1,28

16.12.2.14: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 13 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	39,93	1	128	3,45
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,81	4	49	1,21
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	14,93	9	67	1,3
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	11,81	5	49	1,17

16.12.2.15: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 14 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	42,68	1	97	3,07
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	12,2	4	43	1,18
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	11,79	8	47	1,15
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	11,79	3	48	1,46

16.12.2.16: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 15 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	41,86	1	96	3,27
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	10,7	5	42	1,12
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	12,56	5	47	1,25
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	10,7	3	35	1,27

16.12.2.17: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 20 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	44,63	1	66	2,93
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,57	3	27	1,24
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	14,05	5	29	1,19
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	13,22	4	28	1,18

16.12.2.18: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des QuickBird-2 Bildes vom 25.06.2002 mit einer räumlichen Auflösung von 30 m)

Klasse	%LAND	NP	TE	AWMSI
Weizen gesund / ohne Stickstoffmangel	44,44	2	39	2,74
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11,11	4	17	1,04
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	9,26	3	14	1,05
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	11,11	3	12	1,06

16.13 Landschaftsstrukturmaße auf Grundlage der Subpixelklassifikation

16.13.1 Landschaftsebene

16.13.1.1: Landschaftsstrukturmaße der Landschaftsebene (Datengrundlage Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ auf der Grundlage der resamplierten QuickBird-2 Daten mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

Klasse	Auflösung	NP	TE	LSI	AWMSI
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	1	312	745	15,1	2,62
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	2	290	678	14,61	2,4
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	3	261	626	14,28	2,2
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	4	243	292	13,25	2,02
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	5	124	109	9,21	1,79
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	6	107	103	8,74	1,62
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	7	63	60	6,88	1,48
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	8	66	65	7,09	1,5
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	9	71	65	7,51	1,43
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	10	55	45	6,49	1,27
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	11	35	27	5,29	1,35
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	12	40	31	5,87	1,29
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	13	39	24	5,53	1,09
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	14	21	14	3,97	1,12
Weizen gesund / mit Stickstoffmangel	15	24	14	4,37	1,16

16.13.1.2: Landschaftsstrukturmaße der Landschaftsebene (Datengrundlage Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ auf der Grundlage der resamplierten QuickBird-2 Daten mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

Klasse	Auflösung	NP	TE	LSI	AWMSI
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	1	563	1277	25,1	3,15
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	2	486	1183	21,6	2,85
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	3	406	1135	18,4	2,6
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	4	311	515	15,28	2,15
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	5	179	202	11,66	1,87
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	6	122	225	9,86	2,03
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	7	101	149	8,89	1,57
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	8	93	127	8,17	1,45
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	9	65	90	6,63	1,44
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	10	66	89	6,99	1,43
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	11	43	42	6,35	1,46
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	12	34	29	5,69	1,43
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	13	37	32	5,58	1,31
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	14	25	25	4,58	1,32
Weizen krank / ohne Stickstoffmangel	15	41	38	5,71	1,2

16.13.1.3: Landschaftsstrukturmaße der Landschaftsebene (Datengrundlage Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ auf der Grundlage der resamplierten QuickBird-2 Daten mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

Klasse	Auflösung	NP	TE	LSI	AWMSI
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	1	530	848	15,14	2,78
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	2	419	735	14,5	2,65
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	3	334	627	13,84	2,3
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	4	246	272	13,01	2,18
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	5	67	104	7,37	2,05
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	6	61	69	6,51	1,85
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	7	57	63	6,75	1,83
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	8	47	62	6,16	1,68
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	9	42	53	5,91	1,53
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	10	40	43	5,53	1,36
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	11	18	33	4,39	1,62
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	12	14	13	3,32	1,32
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	13	20	17	4,03	1,32
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	14	14	10	3,52	1,24
Weizen krank / mit Stickstoffmangel	15	22	17	4,41	1,31

16.13.2 Klassenebene

16.13.2.1: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ auf der Grundlage der resamplierten QuickBird-2 Daten mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

Auflösung	Klassen (Pixelanteile des Endmembers „Weizen gesund / mit Stickstoffmangel“ in %)	NP	TE	LSI	AWMSI
1	20-30	17	11	9,21	2,1
2	20-30	16	8	9,13	1,82
3	20-30	15	7	8,54	1,42
4	20-30	14	7	8,04	1,03
5	20-30	10	4	7,63	1
6	20-30	3	2	7,01	1
7	20-30	1	2	5,64	1
8	20-30	4	2	6,1	1,17
9	20-30	4	4	5,41	1
10	20-30	3	1	4,51	1
11	20-30	3	1	4,92	1
12	20-30	1	1	4,75	1
13	20-30	0	0	0	0
14	20-30	0	0	0	0
15	20-30	0	0	0	0
1	30-40	22	36	9,56	2,43
2	30-40	20	30	8,99	2,15
3	30-40	19	25	8,57	1,87
4	30-40	18	23	8,22	1,01
5	30-40	15	3	7,61	1
6	30-40	4	0	6,97	1
7	30-40	3	0	5,6	1
8	30-40	9	9	5,87	1,01
9	30-40	6	7	6,21	1,12

10	30-40	3	1	5,33	1
11	30-40	1	0	4,48	1
12	30-40	7	0	4,89	1
13	30-40	4	1	4,75	1
14	30-40	0	0	0	0
15	30-40	5	3	3,94	1,02
1	40-50	46	56	9,1	1,8
2	40-50	43	51	8,92	1,45
3	40-50	35	43	8,73	1,36
4	40-50	31	35	8,36	1,12
5	40-50	16	16	7,81	1
6	40-50	12	10	7,14	1,16
7	40-50	5	2	5,64	1
8	40-50	7	4	5,77	1,02
9	40-50	9	5	6,17	1
10	40-50	3	3	5,38	1
11	40-50	6	2	4,54	1
12	40-50	1	0	4,89	1
13	40-50	2	2	4,79	1
14	40-50	3	2	3,47	1
15	40-50	2	3	3,94	1
1	50-60	25	49	8,87	1,2
2	50-60	22	44	8,81	1,15
3	50-60	20	41	8,53	1,12
4	50-60	19	39	8,4	1,05
5	50-60	11	17	7,82	1,02
6	50-60	13	23	7,37	1,01
7	50-60	5	6	5,72	1
8	50-60	9	10	5,9	1
9	50-60	5	2	6,1	1
10	50-60	7	8	5,51	1
11	50-60	5	5	4,63	1,02
12	50-60	1	0	4,89	1
13	50-60	6	5	4,89	1,02
14	50-60	1	1	3,42	1
15	50-60	4	5	4,02	1
1	60-70	47	95	9,23	1,3
2	60-70	43	84	9,04	1,2
3	60-70	40	76	8,95	1,05
4	60-70	38	72	8,77	1,01
5	60-70	14	11	7,73	1,01
6	60-70	11	22	7,35	1
7	60-70	8	6	5,72	1
8	60-70	9	9	5,87	1
9	60-70	9	13	6,35	1,08
10	60-70	8	8	5,51	1,01
11	60-70	4	8	4,72	1,17
12	60-70	10	13	5,3	1,08
13	60-70	4	6	4,92	1,02
14	60-70	2	3	3,51	1
15	60-70	1	0	3,83	1
1	70-80	48	96	9,76	1,4
2	70-80	45	86	9,14	1,35

3	70-80	41	81	9,06	1,24
4	70-80	37	78	8,84	1,19
5	70-80	15	32	8,05	1,01
6	70-80	18	31	7,5	1,01
7	70-80	11	12	5,85	1
8	70-80	7	16	6,03	1,1
9	70-80	10	17	6,44	1,04
10	70-80	10	16	5,72	1,01
11	70-80	3	5	4,63	1
12	70-80	4	7	5,11	1,17
13	70-80	5	7	4,96	1
14	70-80	3	1	3,42	1
15	70-80	3	2	3,9	1
1	80-90	54	156	9,83	1,38
2	80-90	51	144	9,41	1,32
3	80-90	48	136	8,97	1,27
4	80-90	45	122	8,34	1,21
5	80-90	20	49	8,31	1,02
6	80-90	25	41	7,68	1,2
7	80-90	15	40	6,45	1,29
8	80-90	13	31	6,35	1,2
9	80-90	14	37	6,88	1,16
10	80-90	8	15	5,7	1,25
11	80-90	6	13	4,87	1,02
12	80-90	7	19	5,49	1,11
13	80-90	7	11	5,09	1,21
14	80-90	5	10	3,8	1,03
15	80-90	3	4	3,98	1
1	90-100	53	246	9,67	3,87
2	90-100	49	231	9,25	3,64
3	90-100	43	217	8,72	3,2
4	90-100	41	208	8,31	3,03
5	90-100	23	86	8,86	2,32
6	90-100	21	77	8,29	2,1
7	90-100	15	52	6,71	1,75
8	90-100	12	51	6,79	1,89
9	90-100	14	47	7,1	1,85
10	90-100	12	35	6,23	1,53
11	90-100	7	20	5,08	1,6
12	90-100	7	22	5,59	1,63
13	90-100	10	15	5,23	1,13
14	90-100	7	11	3,85	1,21
15	90-100	6	11	4,26	1,3

16.13.2.2: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ auf der Grundlage der resampleten QuickBird-2 Daten mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

Auflösung	Klassen (Pixelanteile des Endmembers „Weizen krank / ohne Stickstoffmangel“ in %	NP	TE	LSI	AWMSI
1	20-30	17	25	10,8	1,25
2	20-30	14	20	10,45	1,14
3	20-30	12	17	10,1	1,05
4	20-30	11	11	9,95	1
5	20-30	9	6	9,21	1,01
6	20-30	6	8	6,9	1
7	20-30	6	4	6,52	1
8	20-30	5	1	5,97	1
9	20-30	1	4	4,9	1
10	20-30	3	2	5,09	1
11	20-30	2	0	5,28	1
12	20-30	4	2	4,88	1
13	20-30	0	0	0	0
14	20-30	0	0	0	0
15	20-30	2	3	4,62	1
1	30--40	39	48	10,47	1,4
2	30--40	34	41	10,38	1,32
3	30--40	28	33	10,24	1,21
4	30--40	22	24	10,06	1,01
5	30--40	14	25	9,45	1,01
6	30--40	4	5	6,86	1
7	30--40	1	2	6,49	1
8	30--40	8	3	6,01	1
9	30--40	1	0	4,82	1
10	30--40	5	7	5,2	1
11	30--40	3	0	5,28	1
12	30--40	1	0	4,82	1
13	30--40	0	0	0	0
14	30--40	0	0	0	0
15	30--40	4	2	4,69	1
1	40-50	56	76	10,97	1,34
2	40-50	48	67	10,84	1,28
3	40-50	42	60	10,46	1,24
4	40-50	37	51	10,29	1,15
5	40-50	15	26	9,46	1,06
6	40-50	16	15	7	1
7	40-50	6	6	6,56	1,12
8	40-50	12	17	6,25	1,06
9	40-50	5	7	4,96	1
10	40-50	4	8	5,22	1
11	40-50	3	1	5,31	1
12	40-50	1	1	4,85	1
13	40-50	0	0	0	0
14	40-50	0	0	0	0
15	40-50	3	1	4,66	1
1	50-60	72	88	11,46	1,5
2	50-60	64	75	10,83	1,24

3	50-60	53	66	10,57	1,15
4	50-60	41	56	10,34	1,07
5	50-60	18	26	9,46	1,01
6	50-60	13	27	7,16	1,06
7	50-60	8	9	6,6	1
8	50-60	10	14	6,2	1,11
9	50-60	10	18	5,18	1,01
10	50-60	12	14	5,35	1
11	50-60	3	3	5,36	1
12	50-60	1	0	4,82	1
13	50-60	5	4	4,75	1
14	50-60	1	1	3,69	1
15	50-60	4	6	4,71	1
1	60-70	94	126	12,01	1,49
2	60-70	83	113	11,48	1,32
3	60-70	67	102	10,86	1,22
4	60-70	54	98	10,7	1,1
5	60-70	19	25	9,45	1,08
6	60-70	12	22	7,09	1,06
7	60-70	8	19	6,77	1,09
8	60-70	12	24	6,38	1,12
9	60-70	9	12	5,06	1,09
10	60-70	7	13	5,33	1,11
11	60-70	3	3	5,36	1
12	60-70	5	12	5,18	1,14
13	60-70	3	3	4,72	1
14	60-70	4	8	3,95	1
15	60-70	2	3	4,62	1
1	70-80	87	236	13,6	2,4
2	70-80	74	222	13,25	2,1
3	70-80	65	216	12,84	2,01
4	70-80	45	208	12,64	1,97
5	70-80	35	55	9,83	1,17
6	70-80	19	52	7,5	1,28
7	70-80	25	67	7,55	1,26
8	70-80	13	69	7,16	1,6
9	70-80	12	44	5,7	1,41
10	70-80	11	35	5,81	1,42
11	70-80	9	24	5,89	1,21
12	70-80	8	10	5,12	1,09
13	70-80	3	10	4,93	1,21
14	70-80	3	3	3,76	1
15	70-80	9	15	4,99	1,26
1	80-90	101	342	13,97	2,6
2	80-90	86	321	13,84	2,43
3	80-90	68	314	13,56	2,25
4	80-90	51	295	13,39	1,97
5	80-90	35	96	10,34	1,38
6	80-90	24	170	9,11	2,42
7	80-90	21	91	7,94	1,63
8	80-90	19	58	6,97	1,2
9	80-90	13	36	5,54	1,07
10	80-90	14	43	5,99	1,12

11	80-90	7	29	6,02	1,37
12	80-90	6	17	5,33	1,23
13	80-90	8	17	5,13	1,15
14	80-90	11	20	4,4	1,14
15	80-90	8	24	5,27	1,21
1	90-100	97	336	14,2	3,8
2	90-100	83	324	13,85	3,47
3	90-100	71	327	13,54	3,12
4	90-100	50	287	13,32	2,87
5	90-100	34	145	10,95	2,54
6	90-100	28	151	8,85	2,28
7	90-100	26	100	8,09	1,8
8	90-100	14	68	7,14	1,72
9	90-100	14	59	6	1,67
10	90-100	10	56	6,27	1,85
11	90-100	13	24	5,89	1,74
12	90-100	8	16	5,3	1,72
13	90-100	11	27	5,43	1,51
14	90-100	6	18	4,32	1,58
15	90-100	13	24	5,27	1,25

16.13.2.3: Landschaftsstrukturmaße der Klassenebene (Datengrundlage Subpixelklassifikation des Endmembers „Weizen krank / mit Stickstoffmangel“ auf der Grundlage der resamplierten QuickBird-2 Daten mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

Auflösung	Klassen (Pixelanteile des Endmembers „Weizen krank/ mit Stickstoffmangel“ in %	NP	TE	LSI	AWMSI
1	20-30	27	21	7,01	1,25
2	20-30	24	18	6,79	1,1
3	20-30	21	14	6,54	1,05
4	20-30	19	8	6,29	1,01
5	20-30	4	4	5,54	1
6	20-30	6	0	5,31	1,12
7	20-30	4	0	5,4	1
8	20-30	2	1	4,66	1
9	20-30	2	2	4,56	1,28
10	20-30	2	0	4,33	1
11	20-30	0	0	0	0
12	20-30	0	0	0	0
13	20-30	0	0	0	0
14	20-30	0	0	0	0
15	20-30	3	3	3,87	1,09
1	30--40	54	32	7,62	1,24
2	30--40	46	28	7,1	1,16
3	30--40	37	19	6,82	1,04
4	30--40	32	12	6,33	1
5	30--40	4	14	5,72	1
6	30--40	4	1	5,33	1
7	30--40	5	0	5,4	1
8	30--40	6	0	4,63	1
9	30--40	2	2	4,56	1
10	30--40	5	2	4,39	1
11	30--40	1	1	3,25	1

12	30--40	0	0	0	0
13	30--40	1	0	3,39	1
14	30--40	0	0	0	0
15	30--40	1	0	3,75	1
1	40-50	87	89	7,14	1,32
2	40-50	64	67	7,01	1,28
3	40-50	51	53	6,89	1,16
4	40-50	43	44	6,66	1,11
5	40-50	4	6	5,57	1
6	40-50	9	10	5,48	1,2
7	40-50	10	3	5,47	1
8	40-50	5	11	4,9	1,03
9	40-50	5	3	4,58	1
10	40-50	9	5	4,47	1,08
11	40-50	0	0	0	0
12	40-50	1	0	2,81	1
13	40-50	2	2	3,47	1
14	40-50	0	0	0	0
15	40-50	2	2	3,83	1
1	50-60	69	91	7,89	1,5
2	50-60	56	73	7,41	1,48
3	50-60	39	58	6,82	1,46
4	50-60	29	44	6,66	1,42
5	50-60	8	14	5,72	1,09
6	50-60	6	2	5,34	1,02
7	50-60	2	3	5,47	1
8	50-60	4	5	4,75	1
9	50-60	10	11	4,8	1,04
10	50-60	5	7	4,53	1,14
11	50-60	2	0	3,21	1
12	50-60	4	5	3,01	1
13	50-60	5	5	3,58	1
14	50-60	4	4	3,26	1
15	50-60	2	3	3,87	1
1	60-70	71	85	7,47	1,4
2	60-70	52	67	6,94	1,35
3	60-70	44	56	6,81	1,2
4	60-70	33	44	6,66	1
5	60-70	8	20	5,83	1,09
6	60-70	4	5	5,4	1,02
7	60-70	11	23	5,9	1,01
8	60-70	6	6	4,78	1,12
9	60-70	2	4	4,61	1
10	60-70	3	6	4,5	1,03
11	60-70	3	2	3,29	1
12	60-70	0	0	0	0
13	60-70	0	0	0	0
14	60-70	1	0	3,09	1
15	60-70	5	5	3,94	1
1	70-80	83	103	6,95	1,21
2	70-80	63	96	6,73	1,15

3	70-80	51	84	6,51	1,1
4	70-80	35	78	6,01	1,06
5	70-80	16	29	5,99	1,01
6	70-80	9	15	5,57	1
7	70-80	9	12	5,66	1
8	70-80	7	16	5,03	1,02
9	70-80	8	14	4,88	1,09
10	70-80	9	20	4,89	1,08
11	70-80	2	8	3,5	1
12	70-80	3	2	2,89	1
13	70-80	6	6	3,62	1
14	70-80	2	1	3,13	1
15	70-80	5	5	3,94	1
1	80-90	76	167	7,34	1,4
2	80-90	63	143	7,11	1,25
3	80-90	52	127	6,83	1,15
4	80-90	31	114	6,38	1,14
5	80-90	13	27	5,96	1
6	80-90	17	42	6,04	1,09
7	80-90	10	31	6,07	1,13
8	80-90	12	31	5,39	1,14
9	80-90	8	26	5,19	1,34
10	80-90	3	12	4,67	1,26
11	80-90	5	27	4,18	1,57
12	80-90	3	8	3,12	1
13	80-90	3	5	3,58	1,03
14	80-90	3	6	3,34	1,27
15	80-90	1	1	3,79	1
1	90-100	63	260	8,13	3,97
2	90-100	51	243	7,81	3,46
3	90-100	39	216	7,46	3,38
4	90-100	24	200	7,27	3,18
5	90-100	10	94	7,19	2,55
6	90-100	6	63	6,41	2,21
7	90-100	6	54	6,56	2,39
8	90-100	5	54	5,96	2,27
9	90-100	5	44	5,67	1,98
10	90-100	4	34	5,28	1,66
11	90-100	5	28	4,21	1,86
12	90-100	3	11	3,24	1,44
13	90-100	3	16	4	1,53
14	90-100	4	9	3,47	1,31
15	90-100	3	15	4,33	1,62

16.14 **Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsergebnisse der Zuckerrübenfläche-1**

Maximum Likelihood Klassifikation der Zuckerrübenfläche-1: (Datengrundlage originales CIR-Luftbild vom 15.08.2001 (räumliche Auflösung: 0,7 m) und auf räumliche Auflösungen zwischen 1 m und 30 m räumlicher Auflösung gereasmpletes CIR-Luftbild vom 15.08.2001)

0,7 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	13	1	14
Vitale Zuckerrüben	3	83	86
Summe	16	84	100
1 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	15	0	15
Vitale Zuckerrüben	6	79	85
Summe	21	79	100
2 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	11	0	11
Vitale Zuckerrüben	7	82	89
Summe	18	82	100
3 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	11	0	11
Vitale Zuckerrüben	7	82	89
Summe	18	82	100
4 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	5	0	5
Vitale Zuckerrüben	7	88	95
Summe	12	88	100
5 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	8	0	8
Vitale Zuckerrüben	9	83	92
Summe	17	83	100
6 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	11	0	11
Vitale Zuckerrüben	12	77	89
Summe	23	77	100
7 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	9	0	9
Vitale Zuckerrüben	13	78	91
Summe	22	78	100
8 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	4	0	4
Vitale Zuckerrüben	13	83	96
Summe	17	83	100
9 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	7	0	7
Vitale Zuckerrüben	8	35	43
Summe	15	35	50
10 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	5	0	5
Vitale Zuckerrüben	9	36	45
Summe	14	36	50
11 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	8	0	8

Vitale Zuckerrüben	9	33	42
Summe	17	33	50
12 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	4	0	4
Vitale Zuckerrüben	10	36	46
Summe	14	36	50
13 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	4	0	4
Vitale Zuckerrüben	6	15	21
Summe	10	15	25
14 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	1	0	1
Vitale Zuckerrüben	6	18	24
Summe	7	18	25
15 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	2	0	2
Vitale Zuckerrüben	5	18	23
Summe	7	18	50
20 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	4	0	4
Vitale Zuckerrüben	7	14	21
Summe	11	14	25
30 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	2	0	2
Vitale Zuckerrüben	8	15	23
Summe	10	15	25

16.15 **Errormatrix zur Beurteilung der Klassifikationsergebnisse der Zuckerrübenfläche-2**

Maximum Likelihood Klassifikation der Zuckerrübenfläche-2: (Datengrundlage originales CIR-Luftbild vom 15.08.2001 (räumliche Auflösung: 0,7 m) und auf räumliche Auflösungen zwischen 1 m und 30 m räumlicher Auflösung gereasmples CIR-Luftbild vom 15.08.2001)

0,7 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	8	1	9
Vitale Zuckerrüben	4	87	91
Summe	12	88	100
1 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	8	2	10
Vitale Zuckerrüben	3	87	90
Summe	11	89	100
2 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	8	2	10
Vitale Zuckerrüben	4	86	90
Summe	12	88	100
3 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	7	0	7
Vitale Zuckerrüben	7	86	93
Summe	14	86	100
4 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	6	0	6
Vitale Zuckerrüben	8	86	94
Summe	14	86	100
5 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	10	0	10
Vitale Zuckerrüben	10	80	90
Summe	20	80	100
6 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	8	0	8
Vitale Zuckerrüben	12	80	92
Summe	20	80	100
7 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	4	0	4
Vitale Zuckerrüben	13	83	96
Summe	17	83	100
8 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	11	0	11
Vitale Zuckerrüben	14	75	89
Summe	25	75	100
9 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	3	0	3
Vitale Zuckerrüben	8	39	47
Summe	11	39	50
10 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe

Zuckerrüben mit Nematodenbefall	6	0	6
Vitale Zuckerrüben	9	35	44
Summe	15	35	50
11 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	4	0	4
Vitale Zuckerrüben	10	36	46
Summe	14	36	50
12 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	2	1	3
Vitale Zuckerrüben	10	37	47
Summe	12	38	50
13 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	1	0	1
Vitale Zuckerrüben	6	18	24
Summe	7	18	25
14 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	0	0	0
Vitale Zuckerrüben	6	19	25
Summe	6	19	25
15 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	5	1	6
Vitale Zuckerrüben	5	14	19
Summe	10	15	25
20 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	0	0	0
Vitale Zuckerrüben	7	18	25
Summe	7	18	25
30 m	Zuckerrüben mit Nematodenbefall	Vitale Zuckerrüben	Summe
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	0	0	0
Vitale Zuckerrüben	11	14	25
Summe	11	14	25

**Accuracy Report der Klassifikationsergebnisse der
Zuckerrübenfläche-1**

0,7 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	81.25%	92.86%
Vitale Zuckerrüben	98.81%	96.51%
Gesamtgenauigkeit =	96.00%	
1 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	71.43%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	92.94%
Gesamtgenauigkeit =	94.00%	
2 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	61.11%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	92.13%
Gesamtgenauigkeit =	93.00%	
3 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	61.11%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	92.13%
Gesamtgenauigkeit =	93.00%	
4 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	41.67%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	92.63%
Gesamtgenauigkeit =	93.00%	
5 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	47.06%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	90.22%
Gesamtgenauigkeit =	91.00%	
6 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	47.83%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	86.52%
Gesamtgenauigkeit =	88.00%	
7 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	40.91%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	85.71%
Gesamtgenauigkeit =	87.00%	
8 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	17.65%	75.00%
Vitale Zuckerrüben	98.80%	85.42%
Gesamtgenauigkeit =	85.00%	
9 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	46.67%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	81.40%
Gesamtgenauigkeit =	84.00%	
10 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	35.71%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	80.00%
Gesamtgenauigkeit =	82.00%	
11 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	47.06%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	78.57%
Gesamtgenauigkeit =	82.00%	
12 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit

Zuckerrüben mit Nematodenbefall	28.57%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	78.26%
Gesamtgenauigkeit = 80.00%		
13 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	40.00%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	71.43%
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		
14 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	14.29%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	75.00%
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		
15 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	14.29%	50.00%
Vitale Zuckerrüben	94.44%	73.91%
Gesamtgenauigkeit = 72.00%		
20 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	36.36%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	66.67%
Gesamtgenauigkeit = 72.00%		
30 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	10.00%	50.00%
Vitale Zuckerrüben	93.33%	60.87%
Gesamtgenauigkeit = 60.00%		

16.17 Accuracy Report der Klassifikationsergebnisse der Zuckerrübenfläche-2

0,7 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	66.67%	88.89%
Vitale Zuckerrüben	98.86%	95.60%
Gesamtgenauigkeit = 95.00%		
1 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	72.73%	80.00%
Vitale Zuckerrüben	97.75%	96.67%
Gesamtgenauigkeit = 95.00%		
2 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	66.67%	80.00%
Vitale Zuckerrüben	97.73%	95.56%
Gesamtgenauigkeit = 94.00%		
3 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	50.00%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	92.47%
Gesamtgenauigkeit = 93.00%		
4 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	42.86%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	91.49%
Gesamtgenauigkeit = 92.00%		
5 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	50.00%	100.00%

Vitale Zuckerrüben	100.00%	88.89%
Gesamtgenauigkeit = 90.00%		
6 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	40.00%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	86.96%
Gesamtgenauigkeit = 88.00%		
7 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	23.53%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	86.46%
Gesamtgenauigkeit = 87.00%		
8 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	44.00%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	84.27%
Gesamtgenauigkeit = 86.00%		
9 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	27.27%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	82.98%
Gesamtgenauigkeit = 84.00%		
10 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	40.00%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	79.55%
Gesamtgenauigkeit = 82.00%		
11 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	28.57%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	78.26%
Gesamtgenauigkeit = 80.00%		
12 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	16.67%	66.67%
Vitale Zuckerrüben	97.37%	78.72%
Gesamtgenauigkeit = 78.00%		
13 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	14.29%	100.00%
Vitale Zuckerrüben	100.00%	75.00%
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		
14 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	---	---
Vitale Zuckerrüben	100.00%	76.00%
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		
15 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	50.00%	83.33%
Vitale Zuckerrüben	93.33%	73.68%
Gesamtgenauigkeit = 76.00%		
20 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	---	---
Vitale Zuckerrüben	100.00%	72.00%
Gesamtgenauigkeit = 72.00%		
30 m	Herstellergenauigkeit	Nutzergenauigkeit
Zuckerrüben mit Nematodenbefall	---	---
Vitale Zuckerrüben	100.00%	56.00%
Gesamtgenauigkeit = 56.00%		

16.18 **Landschaftsstrukturmaße der Zuckerrübenflächen-1 & Zuckerrübenflächen-2**

16.18.1: Veränderung der Pland-Werte der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des CIR-Luftbildes vom 15.08.2001 mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

räumliche Auflösung	Nematodennester Zuckerrübenfläche -1	Nematodennester Zuckerrübenfläche-2
	%LAND	%LAND
1	11,96	11,96
2	12,26	11,92
3	12,29	12,02
4	12,53	12,43
5	12,64	11,88
6	12,42	11,65
7	12,5	12,23
8	11,9	12,91
9	11,92	11,85
10	12,71	11,83
11	12,59	11,19
12	13,64	11,16
13	14,43	12,75
14	12,43	11,76
15	14,3	13,47

16.18.2: Veränderung der NP-Werte der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des CIR-Luftbildes vom 15.08.2001 mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

räumliche Auflösung	Nematodennester Zuckerrübenfläche -1	Nematodennester Zuckerrübenfläche-2
	NP	NP
1	467	350
2	222	194
3	141	121
4	96	67
5	68	49
6	47	41
7	48	32
8	28	24
9	29	17
10	26	22
11	23	16
12	17	16
13	20	13
14	18	14
15	16	9

16.18.3: Veränderung der TE-Werte der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des CIR-Luftbildes vom 15.08.2001 mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

räumliche Auflösung	Nematodennester Zuckerrübenfläche -1	Nematodennester Zuckerrübenfläche-2
	TE	TE
1	11538	7362
2	4672	2933
3	2618	1536
4	1666	955
5	1174	610
6	876	441
7	719	341
8	437	279
9	448	195
10	387	183
11	321	137
12	269	125
13	280	103
14	218	108
15	203	89

16.18.4: Veränderung der AWMSI-Werte der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des CIR-Luftbildes vom 15.08.2001 mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

räumliche Auflösung	Nematodennester Zuckerrübenfläche -1	Nematodennester Zuckerrübenfläche-2
	AWMSI	AWMSI
1	7,98	3,85
2	7,54	4,17
3	6,01	2,85
4	6,09	3,9
5	5	2,84
6	4,71	2,38
7	4,34	1,98
8	3,33	3
9	4,07	2,31
10	3,96	1,84
11	3,2	1,72
12	3,53	1,56
13	4,07	1,57
14	3,15	1,56
15	3,2	1,72

16.18.6: Veränderung der LSI-Werte der Klassenebene (Datengrundlage Maximum Likelihood Klassifikation des CIR-Luftbildes vom 15.08.2001 mit räumlichen Auflösungen zwischen 1 m und 15 m)

räumliche Auflösung	Nematodennester Zuckerrübenfläche -1	Nematodennester Zuckerrübenfläche-2
	LSI	LSI
1	8,56	8,56
2	7,17	7,11
3	6,27	5,89
4	5,52	5,14
5	5,03	4,4
6	4,63	3,98
7	4,47	3,73
8	3,55	3,56
9	3,89	3,1
10	3,8	3,18
11	3,57	2,88
12	3,39	2,86
13	3,63	2,71
14	3,27	2,85
15	3,23	2,68

Erklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Arbeit, mit dem Titel „Beitrag zur skalenabhängigen Erfassung teilschlagspezifischer Pflanzenschäden mit Methoden der Fernerkundung und Geoinformation“ selbst und ohne jede unerlaubte Hilfe angefertigt habe, dass diese oder eine ähnliche Arbeit noch keiner anderen Stelle als Dissertation eingereicht worden ist und dass sie an den nachstehenden Stellen auszugsweise veröffentlicht worden ist:

1. Voß, K. (2004): Remote Sensing and landscape metrics to identify and to assess site-specific damage in cultivation systems of Central Europe. In: Erdkunde 04/2004. (in press)
2. Voß, K. (2004): Einfluss der Skalierung auf die Erkennbarkeit von teilschlagspezifischen Pflanzenschäden. In: Strobl, J., Blaschke, T. & G. Griesebner (Hrsg.): Angewandte Geoinformatik 2004 – Beiträge zum 16. AGIT- Symposium, Salzburg, S. 744-753.
3. Voß, K. (2004): Methoden der Fernerkundung im Precision Farming – der Einfluss der räumlichen Auflösung. In: Berichte der Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft, Bd. 25, S. 295-298.

Bonn, im Oktober 2004

Kerstin Voß