

Bildgebende NIR-Hyperspektral-Technologie zur in-situ Erfassung des Blattwassergehalts

Von der Naturwissenschaftlichen Fakultät der
Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover

zur Erlangung des Grades

Doktor der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)

genehmigte Dissertation

von

Marius Thiel, M. Sc. Dipl.-Ing. (FH)

2018

Referent: Prof. Dr. habil. Thomas Rath

1. Korreferent: Prof. Dr. Hartmut Stützel

2. Korreferent: Prof. Dr. Arno Ruckelshausen

Tag der Promotion: 06. Juli 2018

Kurzfassung

Die Erfassung von Pflanzenparametern nimmt im besonderen Maße im Pflanzenversuchswesen, z.B. bei der Züchtung neuer Sorten, eine zentrale Rolle ein. So stellt beispielsweise der Wassergehalt von Pflanzen einen wichtigen Parameter dar, um biochemische Prozesse in Pflanzen bestimmen zu können. Die Eignung der bildgebenden NIR-Hyperspektralanalyse zur Messung von Pflanzenparametern wurde im Rahmen dieser Arbeit am Beispiel der in-situ Erfassung des individuellen Blattwassergehalts von Pflanzen aufgezeigt. Dazu wurde mittels eines bildgebenden hyperspektralen NIR-Spektrometers ein Spektromessplatz für Analysen des Blattwassergehalts von Brokkoli-Pflanzen entwickelt. Die resultierenden Parameter des Messplatzes in Bezug auf das räumliche sowie spektrale Auflösungsvermögen wurden im Rahmen von Voruntersuchungen quantifiziert und bewertet. Die anschließenden Messungen der Pflanzenstrukturen sind mit breitbandiger aktiver Beleuchtung in Reflexionsmessung berührungslos erfolgt. Die bildgebenden Spektraldaten sind anschließend durch ein Schwellwertverfahren in Pflanzen- und Bodenspektren klassifiziert und entsprechend in Einzelblattflächen segmentiert worden. Neben der Auswertung der Hyperspektraldaten mittels PLS-Regression wurde durch die Analyse der Wasserabsorptionsbanden im NIR-Bereich ein spektraler Wasserindex (WI) als Quotient zweier Spektralbanden bei 1450 nm und 1050 nm aufgestellt und mit dem gravimetrisch bestimmten Referenz-Wassergehalt von Einzelblättern korreliert. Die Datengrundlage dieser Vorhersagemodelle wurde durch drei unterschiedliche Versuchsreihen gegeben, in denen insgesamt 144 Pflanzen unterschiedlicher Kultivierungsdauer spektral vermessen worden sind. Der sich aus der Kreuzkorrelation ergebene Schätzwertfehler RMSE betrug für das WI-Modell 5,51 % Blattwassergehalt bei einem Bestimmtheitsmaß R^2 von 0,912 und wich damit nur geringfügig von den Werten des PLS-Modells ab. Eine Betrachtung einzelner auf die Spektralmessung für den Feldeinsatz relevanter Einflussfaktoren und deren Einfluss auf die Vorhersagegenauigkeit des WI-Modells wurde anhand zusätzlicher Versuche gemessen und bewertet. Anschließend wurde das hohe Potential dieser Messmethode in Form einer Zeitreihenmessung im Rahmen eines Eintrocknungsversuchs an einer Einzelpflanze aufgezeigt.

Deskriptoren: Bildgebende Spektralanalyse, Wasserindex, WI, Blattwassergehalt, Einzelpflanze.

Abstract

The measurement of plant parameters is of high importance in field trials, such as plant breeding processes. The plant water content, for example, is an important parameter for determining biochemical processes in plants. In this study, the applicability of NIR hyperspectral imaging for estimating plant parameters was demonstrated by performing an in-situ measurement of individual leaf water content of plants. For this purpose, a specialised system, consisting of a hyperspectral imaging NIR spectrometer, was developed for analysing the leaf water content of broccoli plants. The spatial and spectral resolution of the parameters resulting from the measurement system were quantified and evaluated in preliminary investigations. The subsequent measurements of the plant structures were performed contactless in a reflection setup with broadband active illumination. The spectral imaging data of the plant measurements were classified in plant and soil spectra by a threshold value method and correspondingly segmented into single leaf surfaces. As a result of the analyses of the water absorption bands in the NIR range, the spectral water index (WI) was determined as the quotient of two spectral bands at 1450 nm and 1050 nm. A PLS model using all spectral bands as well as the WI were correlated with the gravimetrically determined reference water content of single leaves. The data for the validation of these predictive models were derived from three different experimental series, during which a total of 144 plants at different stages of cultivation were measured spectrally. The RMSE estimated error value for the WI model was 5.51 % leaf water content with a coefficient of determination R^2 of 0.912 and thus deviated only slightly from the PLS model. Other factors relevant to the spectral measurement in field trials and their impact on the prediction accuracy of the WI model were investigated by additional experiments. Finally, the great potential of this spectral measurement method was demonstrated in form of a time series measurement during a drying experiment on an individual plant.

Keywords: Spectral imaging, water index, WI, leaf moisture, individual plant.

Inhaltsverzeichnis

KURZFASSUNG / ABSTRACT	I
INHALTSVERZEICHNIS	III
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	VI
TABELLENVERZEICHNIS	XIII
ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	XIV
VARIABLENVERZEICHNIS	XVI
1 Einleitung.....	18
1.1 Pflanzenbonitur	18
1.2 Stand der Technik: Pflanzen-Wassergehaltsanalyse.....	20
1.2.1 Kurzdarstellung von Messverfahren	21
1.2.2 Optische Spektroskopie zur Pflanzenanalyse.....	26
2 Motivation und Zielsetzung.....	33
3 Grundlagen.....	36
3.1 Physikalische Grundlagen.....	36
3.1.1 Eigenschaften von Wasser	36
3.1.2 Elektromagnetische Strahlung.....	38
3.1.3 Das elektromagnetische Spektrum	39
3.1.4 Wechselwirkung von Licht und Materie	40
3.1.5 Bildgebende Spektroskopie.....	43
3.2 Botanische Grundlagen.....	50
3.2.1 Aufbau der Pflanze	50
3.2.2 Allgemeiner Blattaufbau.....	51
3.2.3 Wasserhaushalt.....	53
3.2.4 Trockenstress.....	53
4 Material.....	56
4.1 Thermogravimetrie-Messplatz.....	56
4.1.1 Feinwaage.....	56
4.1.2 Trockenschrank	57
4.2 Hyperspektraler Messplatz.....	58

4.2.1	Spektrometer.....	59
4.2.2	Bildgebendes Spektral-Sensorsystem.....	59
4.2.3	Labormessplatz (Versuchsreihe 1).....	62
4.2.4	Fahrgestell-Messplatz (Versuchsreihe 2).....	64
4.2.5	Gewächshaus-Messplatz (Versuchsreihe 3).....	65
4.3	Pflanzenmaterial.....	66
5	Methoden	70
5.1	Gravimetrische/ manuelle Referenzmessung.....	70
5.2	Charakterisierung des Spektralsystems	71
5.2.1	Dunkelstrom	72
5.2.2	Rauschen	72
5.2.3	Ortskalibrierung.....	73
5.2.4	Spektralkalibrierung	75
5.3	Datenvorverarbeitung.....	77
5.3.1	Dunkelstromkorrektur.....	78
5.3.2	Normierung der spektralen Empfindlichkeit.....	78
5.3.3	Rauschfilterung	79
5.3.4	Mittelwertnormierung	80
5.4	Spektraldatenanalyse zur Pflanzenerkennung.....	80
5.5	Spektraldatenanalyse zur Bestimmung des Wassergehalts.....	88
5.5.1	PLS-Regression	90
5.5.2	Spektraler Wasserindex (WI).....	94
5.5.3	Umgebungseinflüsse	97
5.5.4	Anwendungsbeispiel Zeitreihenmessung	101
6	Ergebnisse.....	103
6.1	Gravimetrische/ manuelle Referenzmessung.....	103
6.2	Charakterisierung des Spektralsystems	105
6.2.1	Dunkelstrom	105
6.2.2	Rauschen	107
6.2.3	Örtliche Auflösung.....	109
6.2.4	Spektrale Auflösung.....	111

6.3	Datenvorverarbeitung.....	115
6.3.1	Dunkelstromkorrektur.....	115
6.3.2	Normierung der spektralen Empfindlichkeit.....	115
6.3.3	Rauschfilterung.....	116
6.3.4	Mittelwertnormierung.....	117
6.4	Spektraldatenanalyse zur Pflanzenerkennung.....	118
6.5	Spektraldatenanalyse zur Bestimmung des Wassergehalts.....	124
6.5.1	PLS Regression.....	124
6.5.2	Wasserindex.....	131
6.5.3	Umgebungseinflüsse.....	137
6.5.4	Anwendungsbeispiel Zeitreihenmessung.....	147
7	Diskussion.....	151
7.1	Messaufbau und Charakterisierung des Sensorsystems.....	152
7.2	Klassifizierung und Segmentierung von Pflanzenblättern.....	156
7.3	Versuchspflanzen und Referenzmessung der Pflanzenparameter.....	157
7.4	Bestimmung des Blattwassergehalts auf Basis spektraler Reflexionsmessung.....	159
7.5	Untersuchte Einflussfaktoren auf den Vorhersagewert.....	162
7.6	Anwendungsbeispiel Zeitreihenmessung.....	165
8	Schlussfolgerung.....	167
9	Ausblick.....	169
10	Literaturverzeichnis.....	171

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abb. 1.1: Vorfilterung der Spektralinformationen bei bildgebender Spektralanalyse.....	31
Abb. 3.1: Schwingungsgrundformen des Wassermoleküls (Smolyar 2003)	37
Abb. 3.2: Schematische Darstellung eines Wassermoleküls bestehend aus einem Sauerstoffatom (blau) und zwei Wasserstoffatomen (rot) (Smolyar 2003, geändert).....	37
Abb. 3.3: Die elektromagnetische Welle in schematischer Darstellung (Lusch & Hudson 1999).....	38
Abb. 3.4: Darstellung des Elektromagnetischen Spektrums (Sun 2010, geändert).....	39
Abb. 3.5: Darstellung eines vereinfachten Modells der gerichteten und diffusen Reflexion an Körpern (Lillesand et al. 2008).....	41
Abb. 3.6: Energieniveauschemata von Atomen (links) und Molekülen (rechts) (Kraus & Schneider 1988, geändert)	42
Abb. 3.7: Spektralmessung mit einem Standard-Spektrometer.....	44
Abb. 3.8: Spektralmessung mit bildgebendem Spektrometer	44
Abb. 3.9: Raster-Scanning Spectral Imaging (Lillesand 2008, geändert).....	45
Abb. 3.10: Zwei unterschiedliche Strahlteilerbauten einer Mehrchip-Multispektralkamera (Hagen & Kudenov 2013)	46
Abb. 3.11: links: LCTTF (Liquid crystal tunable Filter) (Sun 2010), rechts: Filterrad-Multispektralkamera (Indiamart 2017).....	47
Abb. 3.12: Standard-RGB-Farbsensor mit Bayer Farbfilter in 2x2 Pattern (Hilgers 2017, geändert).....	48
Abb. 3.13: Spektralkamera-Chip basierend auf Snapshot-Mosaik-Technologie mit 4x4 individuellen Bandpassfiltern (Imec 2017).....	48
Abb. 3.14: Prinzipskizze des Zeilen-Scanning Spectral Imaging (Dell'Endice et al. 2009) ..	49
Abb. 3.15: Schematischer Aufbau einer Samenpflanzen (Taiz & Zeiger. 1999)	50
Abb. 3.16: Verschiedene Blattstellungsmuster (phyllotaktische Muster) (Sinha et al. 1993)	51
Abb. 3.17: Blatttypen der Pflanzen gegliedert in bifazial, äquifazial und unifazial (Strasburger et al. 2008, geändert).....	51
Abb. 3.18: Schematischer Blattquerschnitt eines bifazialen C3-Blattes (links), REM-Aufnahme eines Laubblattes (rechts) (Smolyar 2003).....	52
Abb. 3.19: Aufteilung der Feldkapazität in Abhängigkeit von Wassergehalt und Wasserpotential verschiedener Bodenarten (Lösch 2001).....	54
Abb. 4.1: Analyse-Waage PCE-MB100 zur Messung der Frisch- und Trockenmasse der Pflanzenblätter als Grundlage der Referenz-Wassergehaltsanalyse (PCE 2017)	57

Abb. 4.2: Trockenschrank TK/L 4105 für die Trocknung der Pflanzenproben als Element der gravimetrischen Bestimmung des Wassergehalts (Referenzmessung) (EHRET 2017).....	58
Abb. 4.3: Aufbau des verwendeten Spektrometers NIR-PGS2.2 mit integriertem Leuchtmittel und Messkopfanschluss/ Strahlungstransport über Y-Glasfaserleitung (Skizze).....	59
Abb. 4.4: Eindimensionale Spektralmessung durch Zeilenscanner bei Messfolgezahl $y = 1$	60
Abb. 4.5: EVK Helios Core NIR (mit geöffneter Gehäuseabdeckung), Spectral Imaging Sensorsystem inkl. f/8 mm Optik.....	60
Abb. 4.6: Skizzendarstellung der Funktionsweise des Spektrographen (Sun 2010, geändert].....	61
Abb. 4.7: 2-dimensionale Messung durch Zeilenscanner bei Messfolgezahl $y > 1$	61
Abb. 4.8: Optisches Emissionsspektrum von Halogenlampen (MacIsaac et al. 1999, geändert).....	63
Abb. 4.9: Spectral Imaging Messsystem (Labor) bestehend aus elektrisch angetriebenem Linearführungssystem, Messschale mit Erds substrat zur Pflanzenaufnahme, Beleuchtungseinheit und Spektralsensor.....	64
Abb. 4.10: Spectral Imaging Messsystem (Fahrgestell-Messplatz) bestehend aus einem motorisch angetriebenen Fahrgestell, Beleuchtungseinheit und Spektralsensor	65
Abb. 4.11: Messplatz zur Messung des Wassergehalts von Brokkoli-Pflanzen im Gewächshaus am BGT Hannover (links), EVK Helios Core Sensor- und Beleuchtungsanordnung in der Zentralaufhängung mit Lichtvorhang zu Reduzierung von Fremdlichteinflüssen	66
Abb. 4.12: Brokkolipflanze in Messschale, Versuch 1, Vegetationsdauer 6 Wochen	68
Abb. 4.13: Brokkolipflanze in Messschale, Versuch 2, Vegetationsdauer 10 Wochen.....	68
Abb. 4.14: Brokkolipflanze im Gewächshausboden, Versuch 3, Vegetationsdauer 14 Wochen	69
Abb. 5.1: Messprinzip zu Bestimmung der Blattdicke (Skizze).....	71
Abb. 5.2: Bedrucktes DIN-A4 Papier (schwarz/weiß) als Kontrastobjekt 1 zur experimentellen Bestimmung der realen Zeilenbreite im definierten Messabstand.....	74
Abb. 5.3: Bedrucktes DIN-A4 Papier als Kontrastobjekt 2 zur experimentellen Bestimmung des Auflösungsvermögens im definierten Messabstand.....	74
Abb. 5.4: Bedrucktes DIN-A4 Papier (schwarz/weiß) als Kontrastobjekt 1 zur experimentellen Bestimmung der realen Zeilendicke im definierten Messabstand.....	75

Abb. 5.5: Grafische Darstellung der Bestimmung der Halbwertsbreite (FWHM) zur experimentellen Messung der spektralen Auflösung des Spectral Imaging Systems	76
Abb. 5.6: Visualisierung eines Hyperspectral Cubes (HSC) aufgenommen durch das bildgebende Spektラルsystem. Die x- und y-Achse stellen die räumlichen Koordinaten dar, auf der z-Achse sind die Spektralinformationen abgebildet.	77
Abb. 5.7: Datenvorverarbeitungsschritte zur Erhöhung des Informationsgehalts der Spektraldaten	78
Abb. 5.8: Bearbeitungsschritte der Blattflächenerkennung auf Basis der Spektraldatenanalyse.....	81
Abb. 5.9: Absorptionsspektren von Chlorophyll, Wasser und Pflanzen-Trockenmasse (Jacquemoud et al. 2000, geändert).....	82
Abb. 5.10: Gegenüberstellung der Reflektanz von Pflanzen- und Bodenspektren unterschiedlichen Wassergehalts.....	82
Abb. 5.11: Bimodale Intensitätsverteilung der Reflexionsintensität bei 1050 nm	84
Abb. 5.12: Schwellwertdefinition (rot-gestrichelte Linie) auf Basis der gefilterten Häufigkeitsverteilung bei 1050 nm.....	85
Abb. 5.13: Filterung mittels Schwellwert S_A zur Vermeidung der Segmentierung kleiner Pflanzenstrukturen.....	86
Abb. 5.14: Binäres Schließen von Inseln in Pflanzenstrukturen	86
Abb. 5.15: Prinzipdarstellung der morphologischen Erosion mit Anwendung einer binären quadratischen Erosionsstruktur auf das binäre Ausgangsbild (a), Ergebnis der Erosion in dunkelgrau (b) (Bergen & Burkhardt 2017, geändert)	87
Abb. 5.16: Segmentierte binäre Blattfläche in separate Blatt-IDs unterteilt.....	88
Abb. 5.17: Schema der Datenaufbereitung der Spektraldaten als Grundlage der Modellbildung.....	89
Abb. 5.18: Schema der Modellbildung zur Vorhersage des Blattwassergehalts durch PLS und WI.....	89
Abb. 5.19: Schematische Darstellung der PLS-Berechnungsmethodik.....	92
Abb. 5.20: Exemplarischer Auszug aus Voruntersuchungen der Blattreflexionen im NIR-Band bei unterschiedlichen Wassergehalten (rel. Blattwassergehalt ca. 90 %, 70 % und 50 %).....	95
Abb. 5.21: Dynamikbereich der Spektralverläufe bezogen auf 50 % zu 90 % Blattwassergehalt.....	96
Abb. 5.22: Abhängigkeit der Strahlungsstärke $I(\theta)$ in Bezug auf den Abstrahlwinkel eines Lambert-Strahlers	99
Abb. 5.23: Experimenteller Versuchsaufbau zu Messung des Einflusses der Blattstellung auf die Spektralreflexion (Draufsicht links, Seitenansicht rechts).....	100

Abb. 6.1: Häufigkeitsverteilungen der gravimetrisch bestimmten Blattwassergehalte der Versuchsgruppen 1 (oben links), 2 (oben rechts) und 3 (unten), aufgeteilt in jeweils 10 Häufigkeitssegmente je Versuchsgruppe.....	105
Abb. 6.2: Dunkelstrommessung des NIR-Flächensensors berechnet als arithmetisches Mittel aus 1000 Einzelmessungen (Dynamikauflösung von 12 Bit)	106
Abb. 6.3: Häufigkeitsverteilung des Dunkelstroms, aufgeteilt in 40 Klassen	107
Abb. 6.4: Standardabweichung des σ -Rauschen des NIR-Flächensensors	108
Abb. 6.5: Häufigkeitsdiagramm der Standardabweichung des σ -Rauschen (Orts- und Spektralachse)	108
Abb. 6.6: Querstreifenmuster zur Bestimmung der Ortsauflösung entlang der Messzeile im Grundabstand.....	110
Abb. 6.7: Längsverschiebung zur Bestimmung der Ortsauflösung quer zur Messzeile im Grundabstand.....	111
Abb. 6.8: Referenzspektren der Kalibrier-LEDs.....	112
Abb. 6.9: Intensitätsbild des bildgebenden Sensorsystems am Beispiel der Referenz-Diode 1459 nm (oben); Messpunkte der 4 Referenz-Dioden als Grundlage der spektralen Kalibrierung mittels linearer Korrelationsfunktion (unten).....	113
Abb. 6.10: Bestimmung der spektralen Auflösung des Spektralimaging Systems	114
Abb. 6.11: Korrektur des Dunkelstroms am Rohspektrum.....	115
Abb. 6.12: Korrektur der spektralen Empfindlichkeit am (dunkelstromkorrigierten) Rohspektrum, Halogen-Lichtquelle	116
Abb. 6.13: Filterung des Rauschens im Intensitätsverlauf des Spektrums (Detaildarstellung eines Teilbereichs zwischen Spektralpixel 65-120)	117
Abb. 6.14: Mittelwertnormierung der Ausgangsspektren (Rohspektrum 1-blau, 2-grün, 3-rot) zur Kompensation von Beleuchtungsunterschieden.....	118
Abb. 6.15: Reflexions-Intensitätsbild einer Brokkoli-Pflanze bei $R = 1050$ nm (links); Häufigkeitsverteilung der Intensitätswerte (rechts).....	119
Abb. 6.16: Binärbild der Pflanzenstruktur vor der Filterung (links), Binärbild der Pflanzenstruktur nach der Filterung (rechts).....	119
Abb. 6.17: Segmentiertes Binärbild der Auswertung mit eingefärbten und nummerierten Einzelblättern (IDs)	120
Abb. 6.18: Auswertung der Blattflächenerkennung nach Gesamtpflanzen der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: positive Pflanzenerkennung durch Detektion der richtigen Anzahl der Blattflächen (links), negative Pflanzenerkennung durch Detektion zu geringer oder zu großer Anzahl an Blattflächen (rechts).....	121
Abb. 6.19: Auswertung der fehlerhaften Blattflächenerkennung nach Gesamtpflanzen der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: Pflanzen mit zu geringer Anzahl erkannter Blattflächen (hellgrau), Pflanzen mit zu großer Anzahl erkannter Blattflächen (dunkelgrau).....	121

Abb. 6.20: Auswertung der Blattflächenerkennung nach Einzelblättern der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: positive Blattflächenerkennung (links), negative Blattflächenerkennung (rechts)	122
Abb. 6.21: Auswertung der fehlerhaften Blattflächenerkennung nach Einzelblattflächen der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: zu geringe Anzahl erkannter Blattflächen (hellgrau), zu große Anzahl erkannter Blattflächen (dunkelgrau)	123
Abb. 6.22: Erklärte Varianz (kumuliert) des Referenz-Wassergehalts in Abhängigkeit der Anzahl der Hauptkomponenten (PC); Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün), Gesamtversuch 1-3 (grau)	125
Abb. 6.23: Resultierendes Bestimmtheitsmaß R^2 der Kreuzkorrelationen in Abhängigkeit der Anzahl verwendeter Hauptkomponenten (PC) der PLS; Versuch 1 (oben links), Versuch 2 (oben rechts), Versuch 3 (unten links), Gesamtversuch 1-3 (unten rechts).....	126
Abb. 6.24: Korrelationsmodell von Wassergehalt-Schätzwerten und Referenzwerten auf Basis der PLS-R für Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün) und Gesamtversuch 1-3 (grau)	127
Abb. 6.25: Schätzwertfehler in Abhängigkeit des Referenzwerts der Wassergehalte auf Basis der PLS-R für Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün) und Gesamtversuch 1-3 (grau)	129
Abb. 6.26: Mittlerer absoluter Schätzwertfehler RMSE des Wassergehalts-Schätzwerts auf Berechnungsbasis der PLS-R (links); Schätzwertfehler nach 5 Wassergehaltsbereichen (1: 0-20 %, 2: 20-40 %, 3: 40-60 %, 4: 60-80 %, 5: 80-100 % Wassergehalt) aufgeteilt (rechts).....	130
Abb. 6.27: Auswertung von Bestimmtheitsmaß R^2 und Schätzwertfehler RMSE durch Kreuzkorrelation in Form von 4 Datensätzen auf Basis der PLS-R	130
Abb. 6.28: Zusammenhang zwischen WI der Blattmittelwertspektren und des rel. Blattwassergehalts für Versuch 1 (a), Versuch 2 (b), Versuch 3 (c) und Versuch 1-3 (d).....	132
Abb. 6.29: Zusammenhang zwischen inversem WI und Mittelwertspektren und des rel. Blattwassergehalts für Versuch 1(blau), 2(rot) und 3(grün).....	133
Abb. 6.30: Korrelationsmodell von Wassergehalt-Schätzwerten und Referenzwerten auf Basis des WI für Versuch 1 (a), Versuch 2 (b), Versuch 3 (c) und Versuch 1-3 (d).....	134
Abb. 6.31: Schätzwertfehler in Abhängigkeit des Referenzwerts der Wassergehalte auf Basis des WI für Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün) und Gesamtversuch 1-3 (grau)	135
Abb. 6.32: Mittlerer absoluter Schätzwertfehler RMSE des Wassergehalt-Schätzwerts auf Berechnungsbasis des WI (links); Schätzwertfehler nach 5	

Wassergehaltsbereichen (1: 0-20 %, 2: 20-40 %, 3: 40-60 %, 4: 60-80 %, 5: 80-100 % Wassergehalt) aufgeteilt (rechts).....	136
Abb. 6.33: Auswertung von Bestimmtheitsmaß R^2 und Schätzwertfehler RMSE durch Kreuzkorrelation in Form von 4 Datensätzen auf Basis des WI.....	137
Abb. 6.34: Beleuchtungsanordnung des Spektralmesssystems (Skizze)	138
Abb. 6.35: Intensitätsmessung der Halogenbeleuchtung eines Referenzobjekts bei Wellenlänge 1050 nm.....	138
Abb. 6.36: Spektrale Reflektanz bei 1050 nm (links) und 1450 nm (rechts) mit Halogenbeleuchtung.....	139
Abb. 6.37: Spektrale Reflektanz bei 1050 nm (links) und 1450 nm (rechts) ohne Halogenbeleuchtung.....	140
Abb. 6.38: Spektren von Boden- und Blattstrukturen mit und ohne Halogenbeleuchtung	140
Abb. 6.39: Blattspektren (Intensität normiert auf Spektrum von Blattwinkel 0°) in Abhängigkeit des Verdrehwinkels um die Blattmittelachse.....	141
Abb. 6.40: WI gemessen an einer Blattzeile mit Verdrehwinkeln zwischen 0° und 90° (links); Darstellung der Intensität bei R1050 nm und R1450 nm sowie des WI in Abhängigkeit des Verdrehwinkels zwischen 0° und 45° (rechts).....	142
Abb. 6.41: Einfluss der Blattwinkellage auf den WI basierten Schätzwert für den Blattwassergehalt.....	143
Abb. 6.42: Blattdickenabhängigkeit des WI-Vorhersagemodells im Gesamtversuch 1-3 (oben-links: Abhängigkeit der Blattdicke zum Referenz-Blattwassergehalt; oben-rechts: Abhängigkeit des Schätzwertfehlers zum Referenz-Blattwassergehalt; unten: Abhängigkeit des Schätzwertfehlers zur Blattdicke)	144
Abb. 6.43: Intensitätsbild des Spektralquotienten WI (links); Binärbild der Klassifizierung zwischen Pflanze und Boden (rechts).....	145
Abb. 6.44: Streuung des Wasserquotienten WI auf Basis der Auswertung der 10-fachen Wiederholungsmessung (n=10).....	146
Abb. 6.45: Streuung Blattwassergehalt-Schätzwert auf Basis der WI-Auswertung der 10-fachen Wiederholungsmessung (n=10)	146
Abb. 6.46: Falschfarbenbild des WI, Zeitreihenmessung eines Eintrocknungsversuchs einer Einzelpflanze (Versuchszeitraum 120 Stunden, Pflanze aus Versuchsgruppe 1)	148
Abb. 6.47: Selektierte Blattflächen für die Mittelwertbildung des WI (links); Auswertung des WI als Mittelwert über die Blattflächen 1-3 (rechts).....	149
Abb. 6.48: Schätzwert des Blattwassergehalts auf Basis von WI-Blattflächenwerten der Blattflächen 1-3 der Versuchspflanze im Eintrocknungsversuch (Zeitraum: 120 Stunden)	149

Abb. 7.1: Fehlerquellen bzw. Einflussfaktoren auf die Güte eines Kalibriermodells zur Erfassung der Qualität landwirtschaftlicher Produkte (Moschner 2007, geändert)..... 152

TABELLENVERZEICHNIS

Tab. 1.1: Wesentliche in der Literatur veröffentlichte Wasserindizes zur Pflanzen-Wassergehaltanalyse.....	28
Tab. 3.1: Vibrationsfrequenzen des Wassermoleküls im NIR-Bereich (Workman & Weyer 2008, geändert).....	38
Tab. 3.2: Einteilung des IR-Spektralbereichs (Erasmí 2002, geändert).....	40
Tab. 4.1: Technische Daten - EVK Helios Core NIR.....	60
Tab. 4.2: Versuchs- und Pflanzenparameter der Brokkoli-Pflanzen für Versuch 1, 2, 3.....	67
Tab. 5.1: Versuchsdaten der Zeitreihenmessung als Anwendungsbeispiel	101
Tab. 6.1: Ermittelte Feucht- und Trockenmassen der Einzelblätter aus den Versuchsgruppen 1-3 ($n_{ges} = 698$)	103
Tab. 6.2: Ermittelte Blattdicken der Einzelblätter aus den Versuchsgruppen 1-3 ($n_{ges} = 698$)	104
Tab. 6.3: Ermittelter Wassergehalt der Einzelblätter aus den Versuchsgruppen 1-3 ($n_{ges} = 698$)	104
Tab. 6.4: Auswertung der Erkennung von Einzelblattflächen von Versuch 1-3.....	123
Tab. 6.5: Pflanzen-/ Blätter-Grundlage für die spektrale Bestimmung des Wassergehalts von Versuch 1-3.....	124
Tab. 6.6: Anzahl der verwendeten Hauptkomponenten zur Aufstellung des Vorhersagemodells von Blattwassergehalten	127
Tab. 6.7: Statistische Mittelwerte der Kreuzvalidierung zur spektralen Vorhersage des Wassergehalts auf Basis der PLS-R.....	131
Tab. 6.8: Statistische Mittelwerte der Kreuzvalidierung zur spektralen Vorhersage des Wassergehalts auf Basis des WI	137

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

Abb.	Abbildung
ADS	Anreger-Detektor-Spule
Bit	Binary digit
CCD	Charge-coupled device
CMOS	Complementary metal-oxide-semiconductor
2D	2-Dimensonal (X und Y-Ortsauflösung)
Digit	Dezimalwert nach A/D-Wandlung
ETW	Equivalent Water Thickness
FIR	Ferninfrarot
FT	Fourier-Transformation
FFT	Fast-Fourier-Transformation
FWHM	Full width half maximun
H ₂ O	Wassermolekül
H	Wasserstoffatom
HSC	Hyperspectral Cube
ID	Identifikator
InGaAs	Indiumgalliumarsenid
IR	Infrarot
LCTTF	Liquid crystal tunable Filter
LED	Light emitting diode
LWCI	Leaf-Water-Content-Index
MSI	Moisture-Stress-Index
NDVI	Normierter-Differenz-Vegetation-Index
NDWI	Normierter-Differenz-Wasser-Index
NIR	Nahinfrarot
MIR	Mittelinfrarot
NIRS	Nahinfrarot Spektroskopie
NMR	Kernspinresonanz
NMRS	Kernspinresonanz Spektroskopie
O	Sauerstoffatom
PC	Hauptkomponenten der PLS-R
PGP	Prisma-Grating-Prisma
PLS	Partial-least-squares
PLS-R	Partial-least-squares-Regression
PT100	Platin-Temperatur-Messwiderstand
PVC	Polyvinylchlorid
RGB	Rot-Grün-Blau-Farbdarstellung

RMSE	Root Mean Square Error
SGF	Savitzky-Golay-Filter
SIPI	Structure-Insensitive-Pigment-Index
SVM	support vector machine
Tab.	Tabelle
UV	Ultraviolett
VIS	Sichtbar
WI	Wasserindex

VARIABLENVERZEICHNIS

VARIABLE	EINHEIT	ERLÄUTERUNG
A	[]	Binäres Ausgangsbild der Erosion
B ₀	T	Magnetische Flussdichte
c	mol l ⁻¹	Stoffmengenkonzentration
c ₀	m s ⁻¹	Lichtgeschwindigkeit im Vakuum
c _M	m s ⁻¹	Lichtgeschwindigkeit im Material
d	mm	Schichtdicke
E	J	Energie
E _λ	[]	Extinktion
f	s ⁻¹	Frequenz
f	mm	Brennweite
h	J s	Planck'sches Wirkungsquantum
I	A	Strom
I _t	W m ⁻²	Transmittierte Strahlung
I _r	W m ⁻²	Reflektierte Strahlung
I ₀	W m ⁻²	Ausgangsstrahlung
m _f	kg	Feuchtmasse
m _t	kg	Trockenmasse
n	[]	Brechungsindex
n _x	[]	Pixelanzahl x-Achse
n _y	[]	Pixelanzahl y-Achse
N	[]	Atomanzahl in Molekül
R	Ω	Widerstand
R ²	[]	Bestimmtheitsmaß
R _{xxxx}	[]	Reflexion bei Wellenlänge von xxxx nm
RWC	%	Relativer Wassergehalt im Ausgangszustand
U	V	Spannung
V _E	[]	Strukturelement zur Erosion
WI	[]	Wasserindex
X	[]	Erosionselement
Z	[]	Anzahl der Normalschwingungen
<u>Z</u>	Ω	Impedanz (komplex)
ε _λ	m ² mol ⁻¹	Dekadischer Extinktionskoeffizient
υ	[]	Schwingungsmoden-Zahl
γ	s ⁻¹ T ⁻¹	Gyromagnetisches Verhältnis
λ	nm	Wellenlänge

τ	[]	Transmissionsgrad
σ	[]	Standardabweichung
θ	rad	Einfallswinkel

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Pflanzenbonitur

Die Bonitur (lat. „Begutachtung“) ist seit den Anfängen der Landwirtschaft eine der Schlüsselkomponenten zur Sicherung und Steigerung der Qualität der Ernteprodukte. Die Bonitur bedeutet die fachgerechte, qualitative Beurteilung von landwirtschaftlicher Anbausituation, Pflanzenbeschaffenheit und -zustand. Diese Beurteilung bezieht sich dabei auf das äußere Erscheinungsbild der Pflanzen, den sogenannten Phänotyp. Dieser Phänotyp ist zum einen Teil durch das genetische Material, den Genotyp geprägt, aber auch im hohen Maße von äußeren Einflüssen abhängig. Zu diesen Einflüssen gehören die klimatischen Bedingungen wie z.B. Temperatur, Beleuchtung und Wind, die während der gesamten Pflanzenentwicklung vorgeherrscht haben. Aber auch die Versorgung mit Nährsalzen, die Bodenzusammensetzung und nicht zuletzt die Wasserversorgung sind maßgeblich für die Entwicklung der Pflanze verantwortlich.

Durch die Rückkopplung der Situation auf dem Feld, der Bonitur, entsteht in der Landwirtschaft eine Art Regelkreis, der es ermöglicht, auf die Produktion entscheidend Einfluss zu nehmen. Die Erfassung von Pflanzenparametern hat neben der hohen Bedeutung in der Landwirtschaft zur Verbesserung der Produktivität im besonderen Maße auch bei der Züchtung neuer Sorten im Pflanzenversuchswesen eine zentrale Rolle (Thomas 2006). Denn besonders wenn es um Züchtungsversuche geht, bei denen z.B. der Ertrag, die Biomasse, oder bei Resistenzzüchtungen die Widerstandsfähigkeit gegen Pilze, Insekten oder Chemikalien, gesteigert werden sollen, ist die Bonitur von entscheidender Bedeutung. Durch die Erfassung von Ausprägungen bestimmter Merkmale an der Pflanze, wie z.B. Wuchshöhe, Blattlänge und -fläche, Farbton des Pflanzenmaterials oder einen etwaigen Befall durch Insekten oder Pilze, lassen sich die erforderlichen Rückschlüsse über den Zustand und die Eigenschaften der Pflanzen treffen und somit die Züchtungsversuche gezielt bewerten.

Die Pflanzenmerkmale werden sowohl in der produzierenden Landwirtschaft als auch bei der Pflanzenzüchtung weitestgehend manuell erfasst. Der Landwirt bewertet die Feldsituation direkt vor Ort während eines Arbeitsgangs aus dem Schlepper heraus und regelt somit z.B. die Ausbringung von Dünger nach seinem persönlichen Eindruck und den über die Jahre erworbenen Erfahrungswerten. Die Hersteller der Anbaugeräte geben Empfehlungen für Ausbringungsmengen oder Arbeitstiefen in Abhängigkeit bestimmter Feldsituationen heraus, so dass das Zusammenspiel zwischen manueller Merkmalerfassung auf dem Feld und dem erforderlichen Arbeitsschritt weiter optimiert wird. Teilweise ist es aber auch erforderlich, in regelmäßigen Zeitabständen Zwischenkontrollen durchzuführen, bis ein weiterer Arbeitsgang angesetzt wird. Dabei muss der Landwirt einen möglichst guten Überblick über die gesamte Anbaufläche erhalten, in dem er mehrere Teilbereiche z.B. durch Begehungen analysiert und anschließend statistisch auswertet, um eine allgemeine Aussage für das gesamte Feld erhalten zu können.

Insbesondere in der Pflanzenzüchtung und dem gesamten Pflanzenversuchswesen spielt die Anwendung statistischer Methoden eine wesentliche Rolle. Je nach Versuchsplanung wird eine Vielzahl von Einzelparzellen angelegt, deren Saatgut z.B. entsprechend des Züchtungsziels unterschiedlich vorbehandelt worden ist. Bei der Überprüfung der Auswirkung auf die Pflanzenparameter kommt wiederum die Bonitur zum Einsatz. Diese Bonituren werden auch in der Pflanzenzüchtung und dem Pflanzenversuchswesen weitestgehend manuell durch eine Vielzahl unterschiedlicher Personen durchgeführt. Dies sind meist Mitarbeiter im entsprechenden Versuchswesen, aber auch angeworbene Hilfskräfte, z.B. Studenten und Praktikanten, die vorher entsprechend geschult worden sind. Diese verwenden meist standardisierte Klassifizierungsrichtlinien, -noten oder Schablonen, nach denen die Beurteilungen möglichst gut genormt werden sollen. Diese Klassifizierungsnoten (in der Regel Zahlenwerte von 0-9) erleichtern dabei sehr eine Vergleichbarkeit von Bewertungen untereinander. Jedoch besteht die Problematik nach wie vor, dass Vergleichbarkeiten über einen längeren Zeitraum hinweg und besonders bei der Feldbeurteilung durch verschiedene sog. Boniteure nicht ausreichend gegeben sind, da die Beurteilung der Merkmale und die nachgeschaltete Klassifizierung in diskrete Noten in gewissem Maße unvermeidbaren subjektiven Bewertungen der einzelnen Personen unterliegt.

Ein weiterer limitierender Faktor der manuellen Bonitur ist der große Zeit- und Arbeitsaufwand zur Erhebung der Daten auf dem Feld, insbesondere bei der Probenentnahme und Messung zur Bestimmung von Blattwassergehalten (Riaño et al. 2005). Häufig ist die Anzahl der Versuchspflanzen sehr hoch, so dass eine hochfrequente manuelle Merkmalerfassung ökonomisch nicht umsetzbar ist. Daher werden die Merkmale stichprobenartig erfasst und unter Verwendung statistischer

Methoden ausgewertet. Der Anzahl der Stichproben zugrunde liegend kommt es je nach Heterogenität des Versuchsfeldes zu weiteren Einschränkungen der Anwendbarkeit der berechneten Daten für die Beurteilung der Ergebnisse.

Um eine deutlich höhere Wirtschaftlichkeit bei der Erfassung von Pflanzenparametern zu erreichen, ist das Bestreben in der Pflanzenzüchtung und Forschung sowie auch im gesamten Agrarbereich sehr hoch, diese Begutachtung der Feldsituationen mittels Einsatz von Sensoren durchführen zu können. Eine berührungslose und zerstörungsfreie Methode ermöglicht zudem, einen Pflanzenbestand über einen beliebig langen Zeitraum zu analysieren, um Änderungsverläufe z.B. im Rahmen sensorgestützter Bonituren aufzuzeigen (Ruckelshausen et al. 2009). Hier sind in den letzten Jahren schon einzelne marktverfügbare Systeme entwickelt worden, z.B. „PlantEye“ der Fa. Phenospex und „FieldScanalyzer“ der Fa. LemnaTec, (vgl. Kjaer & Ottosen 2015, Sadeghi-Tehran et al. 2017), die Pflanzenbonituren einzelner Parameter automatisiert mittels Sensoren durchführen können. Neben rein ökonomischen Betrachtungen spielt auch eine mögliche Steigerung der Analysegenauigkeit eine zentrale Rolle für den hohen Entwicklungsbedarf von entsprechenden Sensorsystemen. Besonders bei Bonituren von mikroskopischen Veränderungen der Blattbeschaffenheit ist der Sensoreinsatz zwingend erforderlich, da diese Informationen mit dem menschlichen Auge nicht ausreichend erfasst werden können und somit keine quantitativen Aussagen machbar sind. Zwar kann z.B. Nährstoffmangel ebenfalls durch den Menschen beobachtet werden, indem es teilweise zu einer leichten Farbänderung der Blätter kommt - differenzierte Aussagen lassen sich aber selbst durch verwendete Farbtabellen nur ungenau treffen. Bei Mangelversorgungen an Pflanzen, die keinerlei farbliche oder morphologische Änderungen hervorrufen, könnte diese Detektionslücke neben chemometrischen Verfahren weitestgehend über den Einsatz von Sensoren geschlossen werden. Dieses trifft auch in besonderem Maße z.B. auf die Bonitur der Wasserversorgung von Pflanzen zu. Der Wasser-Versorgungsmangel tritt für das menschliche Auge erst ab einem gewissen Grad sichtbar in Erscheinung und kann auch bei deutlicher Erschlaffung der Blätter aufgrund geringen Wasserinnendrucks durch manuelle Beobachtungen quantitativ nicht hinreichend genau bestimmt werden. Die quantitative Bestimmung des Wassergehalts von Pflanzen findet im Regelfall nur zerstörungsbehaftet über Massenverwiegungen und Trocknung statt.

1.2 Stand der Technik: Pflanzen-Wassergehaltsanalyse

Ein geregelter Wasserhaushalt macht das Leben der Pflanzen unter verschiedensten klimatischen Bedingungen auf der Erde möglich. Der Wassergehalt von Pflanzen stellt einen wichtigen Parameter dar, um biochemische Prozesse in Pflanzen zu regeln, wobei der Blattwassergehalt gewöhnlich etwa 60 % bis zu 98 % der Blattmasse ausmacht (Lösch 2001, Ziegler 1991, Shen et al. 2005).

1.2.1 Kurzdarstellung von Messverfahren

Es gibt viele verschiedene Methoden, die eine Bestimmung des Wassergehalts in den verschiedensten Materialien ermöglichen. Eine Vielzahl dieser Methoden wird von Nagel (2002) näher beschrieben. Auch zur sensorischen Bestimmung des Wassergehalts einer Pflanze kann auf unterschiedliche physikalische Effekte zurückgegriffen werden. Die relevantesten Effekte, chemisch-physikalische Ursachen und die daraus resultierenden Messprinzipien der gängigsten Verfahren, die derzeit Anwendung finden, werden im Folgenden kurz zusammengefasst und erläutert. Dabei wird im besonderen Maße auf die Vor- und Nachteile sowie die Einsatzgrenzen für Untersuchungen entsprechend der Anforderung an eine mögliche in-situ-Messung von Pflanzen eingegangen.

1.2.1.1 Thermogravimetrie

Die thermogravimetrische Wassergehaltsbestimmung beruht auf der Massenänderung der Probe in Abhängigkeit der Zeit durch das Entweichen des Wassers in Form von Wasserdampf bedingt durch das Einbringen von Wärmeenergie.

Das Verfahren der Thermogravimetrie findet in erster Linie bei Proben Anwendung, die sich aus Stoffen stark unterschiedlichen Siedepunkts zusammensetzen. Da Wasser im Gegensatz zu anderen in organischen Strukturen vorkommenden Elementen bereits bei Temperaturen oberhalb von etwa 100 °C (bei einem Standarddruck von 1013 hPa) im gasförmigen Aggregatzustand vorliegt, bedingt eine Erwärmung der Probe in Kombination mit warmer trockener Umgebungsluft eine schnelle Austrocknung der Probe. Der sich dadurch einstellende Massenverlust ist dabei nahezu ausschließlich durch das Entweichen des Wassers aus der Probe begründet. Der zusätzliche Gewichtsverlust durch das etwaige Entweichen anderer ebenfalls in der Probe enthaltender flüchtiger Elemente (z.B. Lipide) ist aufgrund deren meist sehr geringen Konzentration in Pflanzen- bzw. Blattstrukturen als vernachlässigbar anzusehen. Die für die Wasserverdunstung notwendige thermische Energie wird üblicherweise in einem sog. Trocknungsschrank indirekt über aufgeheizte Umgebungsluft der Probe zugeführt. Im Trocknungsschrank installierte elektrische Heizelemente bilden dabei das Stellglied zur Regelung der Umgebungsluft-Temperatur. Im Schrank wird die Probe in einer speziellen Schale für eine definierte Zeit je nach Vorgabe bei Temperaturen zwischen 60 °C und 105 °C aufbewahrt und getrocknet. Die aufgeheizte Luft im Trockenschrank wird durch Ventilatoren gleichmäßig im Probenraum verteilt. Ein Teil der umströmenden Luftmasse und damit das durch Konvektionstrocknung der Probe entzogene Wasser bzw. Wasserdampf werden durch einstellbare Öffnungsgitter vom Probenraum an die Umgebungsluft abgegeben, so dass eine Wasserdampfsättigung der Luft im Probenraum ausgeschlossen werden kann. Zur Bestimmung des Wassergehalts wird unmittelbar nach der Probenpräparation die Masse (Feuchtmasse m_f) einer Pflanzenprobe in ihrem Ausgangszustand vor der Trocknung durch eine kalibrierte Feinwaage gemessen. Die Probe wird im Anschluss, wie beschrieben, durch Einbringen

thermischer Energie getrocknet. Nach Eintreten der Gewichtskonstanz, welche durch Zwischenwägungen überprüft werden kann, wird die Masse der nun vollständig getrockneten Probe (Trockenmasse m_t) erneut gemessen (vgl. DIN 51006:2005). Die Berechnung des relativen Ausgangswassergehalts RWC (bezogen auf die Feuchtmasse) der Probe erfolgt nach Gleichung 1.1.

$$\text{RWC} = \frac{m_f - m_t}{m_f} \cdot 100 \% \quad 1.1 \quad \left| \begin{array}{l} \text{RWC: relativer Wassergehalt im Ausgangszustand} \\ m_f: \text{Feuchtmasse} \\ m_t: \text{Trockenmasse} \end{array} \right.$$

Der relative Wassergehalt RWC gibt dabei das prozentuale Verhältnis der Wassermasse zu der ursprünglichen Gesamtmasse im feuchten Ausgangszustand der Probe an und kann demzufolge Werte zwischen 0 und 100 % annehmen. Besonders bei Proben geringer Masse und großer Oberfläche hat die sorgfältige Massenbestimmung über die Feinwaage entscheidenden Einfluss auf die Genauigkeit dieses Verfahrens. Die Fehlerklasse der verwendeten Waage gibt grundsätzlich die Limitierung der Genauigkeit der Massenbestimmung im feuchten und trockenen Zustand der Probe vor. Zusätzlich kann es bei der Bestimmung der Trockenmasse zu teilweise starken Einflüssen durch den Temperaturgradienten zwischen Probe zu der Umgebungsluft kommen. Dadurch kann es in Abhängigkeit der Temperaturdifferenz und der Oberflächenbeschaffenheit der Probe (z.B. Größe der Blattfläche) durch Luftzirkulation zu einer Auftriebsentwicklung der Probe kommen, die die Massenbestimmung durch die Waage verfälscht. Daher sollte die Probe unmittelbar vor der Messung auf Umgebungstemperatur abgekühlt werden. Damit die Probe bei dem Abkühlvorgang vor der Messung nicht wieder Wasser aus der Umgebungsluft aufnimmt, sollte die Probe idealerweise während dieses Zeitraumes in einem Exsikkator aufbewahrt werden. Dieses Messverfahren wird in der Regel bei eichpflichtigen Messungen z.B. bei Messungen zur Preisgestaltung oder zur Qualitätsbestimmung von Ausgangsmaterialien in Fertigungsprozessen angewendet. In der Agrartechnik ist dieses Verfahren seit Jahren anerkannt und etabliert z.B. zur Biomassebestimmung bei wissenschaftlichen Versuchen aber auch in Produktionsbetrieben wie Biogasanlagen. So wird diese Methode für die Bestimmung der Trockensubstanz in der Richtlinie für die Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen vom Bundessortenamt (2000) vorgegeben. Auch im Versuchswesen und in der Forschung stellt dieses Verfahren die Referenz zu allen neu einzuführenden Messverfahren dar.

Da dieses Messverfahren die vollständige Trocknung der Probe voraussetzt, handelt es sich hierbei um ein zerstörungsbehaftetes Verfahren, da durch die Trocknung der Probe der Ausgangszustand nicht wieder herstellbar ist. Eine wiederholte Messung vom selben

Pflanzenmaterial und eine Analyse von Veränderungen des Wassergehalts innerhalb bestimmter Vegetationsperioden sind dadurch nicht möglich.

1.2.1.2 Impedanz-Spektroskopie

Die Bestimmung des Wassergehalts von Proben auf Basis des elektrischen Widerstands beruht auf der Veränderung der elektrischen Leitfähigkeit durch Vorhandensein von Wasser. Dazu werden an der zu messenden Probe mindestens zwei oder mehr Elektroden angebracht, die den realen bzw. frequenzabhängigen komplexen Widerstand (Impedanz) messen. Auf Basis des Ohmschen Gesetzes

$$R = \frac{U}{I}$$

1.2 | R: elektrischer Widerstand
 U: Spannung
 I: Strom

ergibt sich der Widerstand an der Probe als Quotient aus angelegter Spannung und gemessenem Strom. Davon ausgehend, dass Proben mit einem höheren Wassergehalt eine höhere Leitfähigkeit aufweisen als Proben mit geringem Wassergehalt, kann dieses Verfahren eine Aussage über den Wassergehalt liefern. Die Widerstandsmessung ist auch auf Basis der Impedanz (Gleichung 1.3), also der frequenzabhängigen Widerstandsmessung in einem elektrischen Wechselfeld möglich.

$$\underline{Z} = R + jX$$

1.3 | \underline{Z} : komplexe Impedanz
 R: Realteil der Impedanz
 j: imaginäre Einheit
 X: Imaginärteil der Impedanz

Die Messung der Impedanz liefert ein frequenzabhängiges Spektrum des komplexen Widerstands der Probe, welches üblicherweise in einem Bode-Diagramm visualisiert wird (Lvovich 2012). Um dieses Verfahren für quantitative Messungen einsetzen zu können, ist jedoch eine, entsprechend der Messanordnung bzw. Probenbeschaffenheit standardisierte, Kalibrierung der Messdaten zwingend erforderlich. Änderungen in der Struktur und Aufbau der Probe oder Anordnung können dadurch zu erheblichen Abweichungen der Ergebnisse führen. Auch schlechter Kontakt der Elektroden zur Probe sowie Inhomogenität der Wasserverteilung sowie Variationen z.B. des Salzgehalts führen sehr schnell zu großen Messfehlern. Die Hauptanwendungen dieses Verfahrens liegen in der Forstwirtschaft zur Bestimmung des (Rest-)Wassergehalts von Holz sowie im Baugewerbe zur Beurteilung von Wassergehalten in Baumaterialien wie z.B. Beton (Häupl et al. 2013). Im Agrarsektor werden auf Basis der Widerstandsmessung vorwiegend Bodenproben analysiert und somit der Bodenwassergehalt bestimmt (Tetyuev 2009).

Diese Methode ist für quantitative Messungen des Wassergehalts in Pflanzenstrukturen im Feldeinsatz ungeeignet, da eine berührungslose und somit zerstörungsfreie Messung bedingt durch die Notwendigkeit des Anbringens von Elektroden nicht möglich ist. Insbesondere eine geringfügige Variation der Anbringung der Elektroden ist kaum auszuschließen und führt bei der heterogenen Verteilung des Wassers in der Blattfläche zu starken Messfehlern.

1.2.1.3 Kernspinresonanz-Spektroskopie

Die Kernspinresonanz-Spektroskopie (NMRS) macht sich den Effekt des Eigendrehimpulses von Atomkernen zu Nutze, der bei Atomen ungerader Massen- und/oder Ordnungszahl existiert. Dieser Eigendrehimpuls bewirkt ein nach außen detektierbares magnetisches Moment. Die NMRS beruht auf der Anregung von Übergängen zwischen Orientierungszuständen der magnetischen Momente, die durch eine Spule elektronisch erfasst werden können. Da die zeitlichen Verläufe der Orientierungsänderungen von der elektronischen Umgebung einzelner Atome und deren Wechselwirkungen mit benachbarten Atomen abhängig sind, lassen sich somit die Struktur und Konzentration von bestimmten Molekülen erfassen.

Ein NMR-Messgerät ist im Wesentlichen aus zwei Magneteinheiten aufgebaut. Durch das statische Hauptmagnetfeld B_0 findet eine mehrheitliche Ausrichtung der Atomkerne statt, so dass dadurch annähernd eine definierte magnetische Ausrichtung der Probe erreicht wird. Durch die Anreger-Detektor-Spule (ADS), die sich innerhalb des statischen Hauptmagnetfeldes befindet und die Probe vollständig umgibt, wird eine definierte Energie in die Probe bzw. die einzelnen Atome eingebracht. Diese Energie führt in den Atomkernen zu einer Anregung von Übergängen zwischen Orientierungszuständen. Die Energie, die dafür benötigt wird, ist proportional zum äußeren Magnetfeld B_0 und zum gyromagnetischen Verhältnis γ des betrachteten Atomkerns (Gleichung 1.4).

$$\Delta E = h \cdot \gamma \cdot B_0$$

$$1.4 \left| \begin{array}{l} h: \text{Planck'sches Wirkungsquantum} \\ \gamma: \text{Gyromagnetisches Verhältnis} \\ B_0: \text{Magnetische Flussdichte} \end{array} \right.$$

Der durch die ADS mittels kurzen Radiowellenpulses verursachte Energieeintrag regt dabei ein Frequenzband an, dessen Frequenzbreite über die Fourierbeziehung umgekehrt proportional zur Pulsdauer ist. Dadurch werden in der Probe sämtliche Übergänge gleichzeitig angeregt, die sich über dieses Frequenzband erstrecken. Bei idealem Verhältnis von Pulsdauer und Pulsleistung kann die Magnetisierung der angeregten Kernspins in die Transversalebene senkrecht zum Hauptmagnetfeld gebracht werden. Unmittelbar nach dem Puls oszilliert diese Transversalmagnetisierung für kurze Zeit senkrecht zum Hauptmagnetfeld. Dabei oszilliert jeder Kernspin mit seiner individuellen Larmor-Frequenz. Die Summe dieser Oszillationen wird als elektrischer

Strom über elektromagnetische Induktion mit derselben Induktionsspule (ADS) detektiert, die zum Senden des Anregungspulses gedient hat. Aus diesem digitalisierten Signal werden mittels Fourier-Transformation (FT) die individuellen Larmor-Frequenzen extrahiert, wodurch man das eigentliche NMR-Spektrum erhält. Auf Basis dieses Spektrums lassen sich Aussagen über die Molekülzusammensetzung machen und deren Konzentration in der Probe bestimmen (Canet & Krahé 1994).

Dieses Verfahren eignet sich u.a. im hohen Maß zur relativen Bestimmung von Wassermolekülen. Der große Vorteil ist dabei, dass die Probe nicht vor- oder nachbehandelt werden muss und somit die NMRS als eine zerstörungsfreie Messmethode betrachtet werden kann. Unter Verwendung geeigneter Kalibrierproben lassen sich damit auch präzise quantitative Aussagen über das Vorkommen bestimmter Stoffe generieren. Dieses Verfahren ist daher sehr gut unter Laborumgebungen einsetzbar, wo das Prüfmaterial mobil ist und das Messsystem stationär aufgebaut ist. Der Probenraum ist bei kleinen und dadurch mobilen Systemen stark begrenzt. Aufgrund des erforderlichen starken und homogenen Hauptmagnetfeldes stehen eine hohe Kompaktheit und niedriges Gewicht im Gegensatz zu einer Messbarkeit großer Volumina, was neben einem hohen finanziellen Einsatz zu einer gewissen Problematik für mobile Untersuchungen in Feldeinsatz führt (vgl. Kronsbein et al. 2013).

1.2.1.4 Optische Spektroskopie

Die optische Spektroskopie ist ein Messverfahren, das sich die Interaktion von Atomen und Molekülen mit elektromagnetischen Wellen zu Nutzen macht. Die auf eine Probe eingebrachte Strahlung $I_0 = 1$ stellt die Ausgangsgröße einer jeden Messung dar. Entsprechend des Zusammenhangs

$$\text{Reflexion} + \text{Transmission} + \text{Absorption} = 1 \quad 1.5$$

lässt sich durch die Messung von reflektierter bzw. transmittierter Strahlung die Absorption der Strahlung in Abhängigkeit der Wellenlänge berechnen und somit auf die Beschaffenheit der Probe schließen. Dieses Messverfahren beruht darauf, dass in der zu messenden Probe in bestimmten Frequenzbereichen ein Energieaustausch der meist breitbandigen Ausgangsstrahlung mit den Molekülen der Probe stattfindet. Dies hat eine Änderung der spektralen Zusammensetzung zwischen der emittierten und der in Reflexions- oder Transmissionsanordnung detektierten Strahlung zur Folge, wodurch weitergehende Analysen bzgl. chemischer Zusammensetzung und Konzentration ausgewählter Inhaltstoffe möglich werden. Spektrometer sind dabei meist aus Prismen, sehr feinen Gittern oder auch aus einer Kombination unterschiedlicher optischer Filter aufgebaut, um die von einer Probe reflektierte oder transmittierte Strahlung in seine beinhaltenden Wellenlängen aufzuteilen. Dieses Frequenzspektrum wird elektronisch erfasst und stellt die Grundlage für die weitere Auswertung dar. Die optische

Spektroskopie wird entsprechend des zu analysierenden Spektralbereichs in unterschiedliche Gruppen aufgeteilt. Von kurzwelliger Strahlung ausgehend bis hin zu langwelliger Strahlung wird zwischen UV („ultraviolet“), VIS („visible“) und NIR („near infrared“), MIR („middle infrared“) FIR („far infrared“) unterschieden. Seit mehreren Jahrzehnten bereits wird die Nahinfrarotspektroskopie (NIRS: Bandbreite von ca. 760–2500 nm) zu Analyse Zwecken eingesetzt, um qualitative und quantitative Aussagen über Inhaltsstoffe von Messproben treffen zu können (Lohr et al. 2017).

Aufgrund sowohl immer günstiger werdender Herstellungsverfahren als auch stetiger Optimierung der Signalqualität und Bandbreite der Sensorsysteme findet diese Analysetechnik insbesondere in der Industrie immer mehr Anwendung - im besonderen Maße in der Prozesssteuerung und im Qualitätswesen. Aber auch im Bereich der Agrarwissenschaften und der Forstwirtschaft wird die NIR-Spektroskopie immer stärker eingesetzt (Gudi 2016, Stockl & Lichti 2017). Zudem sind 1Kanal-Spektrometer wie auch bildgebende Spektrometer in sehr kompakter Bauform erhältlich, was die Feldtauglichkeit in einer mobilen Anwendung stark erhöht. Die Spektralanalyse bietet somit grundsätzlich die Möglichkeit, Pflanzenparameter zerstörungsfrei und berührungslos zu bestimmen, und ist damit auch bei Feldmessungen einsetzbar.

1.2.2 Optische Spektroskopie zur Pflanzenanalyse

Die Spektralanalyse bietet die Möglichkeit mittels Reflexionsmessung oder Transmissionsmessung Pflanzenparameter zerstörungsfrei zu bestimmen, da die in den Pflanzen eingelagerten Pigmente und chemischen Verbindungen einzelne Frequenzbereiche der einfallenden elektromagnetischen Strahlung absorbieren (Wu et al. 2009). Die Spektralbereiche von sichtbaren und nahinfraroten Wellenlängen sind dabei mit unterschiedlichen Pflanzeninhaltsstoffen oder Pflanzenzuständen in Verbindung gebracht worden (Curran 1989, Erasmi 2002). Durch die Analyse des von der Pflanze reflektierten Wellenlängen-Spektrums lassen sich Kenntnisse über Pflanzeninhaltsstoffe, z.B. Blattpigmente, Stickstoff und Wasser, erzielen und damit Aussagen über den Pflanzenzustand treffen (Groell 2008, Hellebrand et al. 2005, Larsolle & Muhammed 2007, Erdle et al. 2011, Lohr et al. 2017). So ist u.a. aus Lehrbüchern allgemein bekannt, dass z.B. die Photosynthese relevanten Blattpigmente Chlorophyll a und Chlorophyll b im blauen (430 nm, 455 nm) und im roten (660 nm, 640 nm) Wellenlängenbereich des sichtbaren Lichts ihre Absorptionsmaxima haben (Wintermans & De Motts 1965) und somit deren Gehalt in Pflanzen spektroskopisch bestimmt werden kann. Auf Basis dieser Chlorophyll-Absorptionsbanden sind eine Vielzahl an Vegetations-Indizes entwickelt worden, aus denen sich eine Aussage über den Zustand von Vegetationsflächen bzw. Pflanzen treffen lässt (Ma et al. 1996, Shanahan et al. 2001, Solari et al. 2008). Die Indizes basieren allgemein auf Verhältnissen bzw. normalisierten Verhältnissen reflektierter Strahlung aus dem VIS und NIR Band von zwei oder mehr

Wellenlängen, breiten Spektralbanden oder gesamter Indizes. Als der am häufigsten in diesem Zusammenhang verwendete Vegetationsindex ist der „Normalized-Difference-Vegetation-Index“ (NDVI) zu nennen (Carlson & Ripley 1997), der von Rouse et al. (1974a/b) erstmalig publiziert worden ist.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

1.6 | NIR: Reflexion im NIR-Band bei ca. 900 nm
Red: Reflexion bei ca. 650 nm

Aufgrund der vom Chlorophyll stark absorbierten Wellenlängen im Rot-Bereich (ca. 630-670 nm) und des allgemein sehr hohen Reflexionsgrads von Pflanzenmaterialien im vorderen NIR-Spektralbereich (ca. 800 – 1300 nm) korreliert dieser Index stark mit dem Chlorophyll-Gehalt des Pflanzenmaterials. Der NDVI wird daher zur Vitalitätsbestimmung von großen wie auch kleinen Vegetationsflächen verwendet. Der NDVI und andere auf diesem Reflexionssprung („red-edge“) zwischen Rot und Infrarot basierenden Indizes eignen sich dadurch hervorragend als Pflanzen-Klassifikator, um Vegetation von abiotische Strukturen wie Ackerboden oder Gewässern auf Basis von spektralen Signaturen unterscheiden zu können (Selbeck et al. 2014, De Biasio et al. 2011, Peijun et al. 2010, Dworak et al. 2013).

Unterschiedliche Forschungsarbeiten haben auch Zusammenhänge zwischen dem NDVI und Pflanzenkrankheiten, wie z.B. Pilzbefall, nachweisen können, da die Pflanze in den befallenen Regionen z.B. eine geringere Konzentration an Chlorophyll aufwies (Mahlein 2010, Balasundram 2013). Andere Untersuchungen zielten auf die Detektierbarkeit der Nährstoffunterversorgung unterschiedlicher Nährsalze ab (Erdle et al. 2011). Hier gibt es unterschiedliche Ansätze und Identifikation relevanter Wellenlängen im VIS-Bereich. Markttaugliche Spektralsysteme zur Bestimmung der Stickstoff-Versorgung auf dem Feld (z.B. Yara-N Sensor, Crop Sensor ISARIA) sind auf Basis dieser Arbeiten bereits entwickelt und vertrieben worden (vgl. Ruckelshausen 2014).

Daneben steht insbesondere die Analyse von Wassergehalten in Vegetationsbeständen bereits seit den 1950er Jahren aufgrund unterschiedlicher Zielsetzungen im Fokus von Forschungsarbeiten. So veröffentlichen J. A. Curcio und C. C. Petty (1951) unterschiedliche signifikante spektrale Wellenlängen (820 nm, 970 nm, 1200 nm, 1450 nm und 1940 nm), die eine hohe Signifikanz bei der Abschätzung des Wassergehalts von Pflanzen zeigten. Bei diesen Wellenlängenbereichen kam es in seinen Spektraluntersuchungen bei hohem Pflanzenwassergehalt zu sehr geringen Reflexionen bzw. Transmission, da die Strahlung vom in den Pflanzen befindlichen Wasser weitestgehend absorbiert und die gemessene Strahlung somit deutlich reduziert wurde. Als ein wesentlicher Aspekt der Forschung ist die Messung des Wassergehalts auf Basis luft- und satellitengestützter Spektralsysteme (z.B. bei großen Wald- und Wiesenflächen) zur Risikoabschätzung von Wald- und Flächenbränden bei anhaltender Trockenheit zu nennen (vgl. Chuvieco et al. 2004, Riaño

et al. 2005, Ustin et al. 1998). Weitere Untersuchungen beschäftigten sich mit der Beurteilung der Wassergehalte von Anbauflächen, um mit dieser Information beispielsweise bedarfsgesteuerte Bewässerungen zu ermöglichen (Jones et al. 2004, Wang et al. 2009). Ein immer stärker in den Fokus rückender Aspekt ist, den Ertrag bei der Flächenbewirtschaftung, also durch die Bestimmung des Wassergehalts die Trockenmasse, abzuschätzen (Gao 1996, Gao & Goetz 1995, Peñuelas et al. 1997, Ustin et al. 2004, Zarco-Tejada et al. 2003). Die zahlreichen Untersuchungen zur Bestimmung des Wassergehalts von Pflanzen haben bereits verschiedene spektrale Indizes bzw. Berechnungsmethoden hervorgebracht, die basierend auf der spektralen Reflexion der Pflanzen im Bereich von sogenannten Wasserabsorptionsbanden eine Abschätzung des Wassergehalts ermöglichen (Gao & Goetz 1995, Peñuelas et al. 1993, Roberts et al. 1997, Serrano et al. 2000, Ustin et al. 1998). Einige wesentliche Indizes zur qualitativen und quantitativen Bestimmung von Wassergehalt in Pflanzenstrukturen sind in Tab. 1.1 zusammengefasst. Darunter befinden sich unter anderem in der Literatur weit verbreitete und vielfach angewandte Indizes, wie der Water-Index (WI), der Normalized-Difference-Water-Index (NDWI) und der Moisture-Stress-Index (MSI).

Tab. 1.1: Wesentliche in der Literatur veröffentlichte Wasserindizes zur Pflanzen-Wassergehaltanalyse

Index Bezeichnung	Berechnung	Quelle(n)
Water-Index (WI)	$WI = \frac{R_{900}}{R_{970}}$	Peñuelas et al. 1993, Sims & Gamon 2003
Normalized-Difference Vegetation-Index (NDVI)	$NDVI = \frac{(R_{800} - R_{640})}{(R_{800} + R_{640})}$	Rouse et al. 1974a/b, Sims & Gamon 2003
floating position Water-Band Index (fWBI)	$fWBI = \frac{R_{900}}{\min(R_{930} - R_{980})}$	Strachan et al. 2002
Moisture-Stress-Index (MSI)	$MSI = \frac{R_{1600}}{R_{820}}$	Rock et al. 1986, Hunt et al. 1987
Normalized-Difference-Water-Index (NDWI)	$NDWI = \frac{(R_{860} - R_{1240})}{(R_{860} + R_{1240})}$	Gao 1996, Dawson et al. 1999, Serrano et al. 2000
Verhältnis von Water-Index und NDVI	$\frac{WI}{NDVI}$	Peñuelas et al. 1997
Verhältnis der Reflexionen R ₁₃₀₀ zu R ₁₄₅₀	$\frac{R_{1300}}{R_{1450}}$	Seelig 2005

Hunt und Rock untersuchten 1989 die berührungslose Messung von Trockenstress von verschiedenen Pflanzenarten mittels NIR-Reflexion. Dabei nutzten sie den LWCI (Leaf-

Water-Content-Index, Hunt et al. 1987) und MSI und schlussfolgerten, dass diese Indizes zwar unter Laborbedingungen eine hohe Korrelation zur Bestimmung von Wasserzuständen in Pflanzen aufweisen, für eine Messung von Trockenstress unter Realbedingungen jedoch untauglich seien. In Jahr 2005 veröffentlichte dagegen Seelig einen neuen Wasserindex als Quotient der Reflexion der Wellenlängen 1300 nm und 1450 nm, der in unterschiedlichen Untersuchungen (Seelig 2005, Seelig et al. 2009) zur Messung von Trockenstress bei einkeimblättrigen Pflanzen, Augenbohnen, Bohnen und Zuckerrüben eingesetzt wurde. Nach Aussage dieser Autoren ist der vorgestellte Index geeignet, um Trockenstress zu messen und diese Information für bedarfsgesteuerte Bewässerung zu nutzen. Jones und Weckler führten 2004 an drei unterschiedlichen Pflanzenkulturen (Spinat, Brechbohnen und Mais) Versuche mit verschiedenen Spektralbanden (950-970, 1150-1260, 1450, 1950, und 2250 nm) und Wasserindizes (Water-Index, NDVI, SIPI, fWBI, und WI/NDVI) durch. Ihr Ziel war, die geeignetste Methode der nichtdestruktiven Messung des Wassergehalts in Pflanzen zu bestimmen. Für Spinat wurden mit einem R^2 von 0,94 sehr gute Ergebnisse im Spektralbereich von 950 – 970 nm erzielt, die beste Vorhersage des Wassergehalts für Mais und Brechbohnen lieferte jedoch lediglich ein R^2 von 0,67 und 0,5 bei 1450 nm.

Darüber hinaus gibt es viele weitere Arbeiten zur Korrelation von Spektraldaten mit dem Wassergehalt von Pflanzenstrukturen. Die Untersuchungen von Mobasheri und Fatemi (2013) z.B. zeigten eine starke Korrelation des EWT bei Reis auf, dagegen bei Kopfsalat und Weide zum Spektral-Quotienten aus 1128 und 1152 nm auf. Unter Laborbedingungen stellten Zhang et al. (2012) zur Wasseranalyse an Baumwollpflanzen wiederum unterschiedliche Quotienten von Wellenlängen zwischen 1300 und 2300 nm auf. Die Arbeiten von Ullah et al. (2014) prüften die spektrale Wasser-Korrelation vom VIS-, NIR- bis MIR- und Ferninfrarot-Bereich (thermische Strahlung) an unterschiedlichen Pflanzenproben und stellten im NIR/MIR-Bereich die deutlichsten Abhängigkeiten fest. Bowyer und Danson (2004) kommen zu der Aussage, dass die Wellenlänge mit der stärksten Korrelation zum Blattwassergehalt im hohen Maße von der jeweiligen Untersuchung der Proben, z.B. Varianz des Wassergehalts und Pflanzenart, abhängt und somit grundsätzlich nicht allgemeingültig ist.

Werden für die Analysen z.B. an großflächigen Blattstrukturen bzw. ganzen Pflanzen 1Kanal-Spektralsensoren verwendet, können nur homogene Messproben mit hoher Genauigkeit betrachtet werden. Bei inhomogenen Proben überlagern sich im Detektor die im Winkel der numerischen Apertur einfallenden Spektren zu einem Mittelwertspektrum, z.B. von Pflanze und Boden, und können nicht getrennt behandelt werden. Durch diese integrative Messung können daher je nach Probenbeschaffenheit Detailinformationen verloren gehen, die negativen Einfluss auf das Messergebnis haben können (Huete 1987, Baret et al. 1989, Michelsburg 2014).

Aufgrund der Entwicklungen der letzten Jahrzehnte sind immer leistungsfähigere Sensoren zur Auswertung spektraler Informationen verfügbar geworden. Die Steigerung der Leistungsfähigkeit bezog sich zum einen auf die Erhöhung der Empfindlichkeit und die bessere spektrale Auflösung. Zum anderen wurde auch die örtliche Auflösung erhöht, indem neben reinen sog. 1Kanal-Spektrometern auch Systeme mit einer Vielzahl an örtlichen Kanälen geschaffen worden sind, so dass sich die Spektralanalyse mehr und mehr mit abbildenden Systemen verschmelzen lässt, die an eine optische Auflösung von Kamerasystemen heranreichen. Erste bildgebende Spektralsysteme sind zur Fernerkundung in satelliten- und flugzeug-gestützten Messeinrichtungen verwendet worden und dienen nach wie vor der Analyse von großflächigen Strukturen (Shaw & Burke 2003). Typischerweise erfassen diese luftgestützten Systeme (z.B. AVIRIS, HYDICE) ca. 200 Spektralbanden im Bereich zwischen 400-2500 nm mit einer spektralen Auflösung von ca. 10 nm. Die örtliche Auflösung variiert dabei je nach Flughöhe des Trägersystems von ca. 1 m bis 30 m pro Ortspixel (Vane 1987, Rickard et al. 1993). Eingesetzt werden diese Systeme zur Charakterisierung von geographischen Großflächen z.B. zur Erkennung von Veränderungen der Vegetationsbedeckung und -beschaffenheit, zur Klimaforschung oder auch zur Vorhersage von Wandbrandgefahren (Shaw & Burke 2003). So verwendeten z.B. Clevers et al. (2007) unterschiedliche luftgestützte bildgebende Spektralsysteme zur Vorhersage von Wassergehalten in Pflanzenbeständen, deren experimentelle Korrelationsergebnisse des WI (R^2 zwischen 0,37 – 0,41) sich im Vergleich zu theoretischen Modellen ($R^2 = 0,94$) stark unterschieden. In der gleichen Untersuchung stellten sich die Korrelationen mit der Ableitungsfunktion um 940 nm mit R^2 von 0,50 bis 0,72 als deutlich präziser heraus, was die Autoren mit den Absorptionseinflüssen des atmosphärischen Wasserdampfes begründeten.

Durch die Entwicklung immer kompakterer bildgebender Spektrometer können diese Systeme auch in kleinen bodengestützten Messsystemen integriert werden, so dass nun bodennahe bildgebende Spektralmessungen an Pflanzen möglich geworden sind (Sun 2010). Damit kann in Bezug auf die Spektralmessung von Einzelpflanzen bei der Spektralauswertung inhomogener Strukturen örtlich differenziert werden (Thiel et al. 2010, Sun 2010). Untersuchungen haben gezeigt, dass einzelne Pflanzenstrukturen, wie z.B. Einzelblätter, dadurch sowohl im VIS- auch im NIR-Band in einer ausreichenden räumlichen Auflösung erfassbar sind. In der Arbeit von Smolyar (2003) wurden im Labor bildgebende Spektraluntersuchungen in Form von Transmissionsmessungen durchgeführt, die erstmalig eine detaillierte örtliche Darstellung des Blattwassergehaltes an Tabak- und Rizinus-Blättern zeigten. Kim et al. (2015) analysierten mittels bildgebenden NIR-Spektralsystems den Wassergehalt von einzelnen Buchsbaumblättern im Labor und zeigten anhand der Häufigkeitsverteilung von Wasser-Indizes der Blattflächenpixel den Zusammenhang zum Trocknungsprozess auf. Bei Verwendung von abbildenden Spektralsystemen, sog. „Spectral Imaging Systemen“, können detaillierte

Spektralinformationen bei inhomogenen Messproben gewonnen werden (Zhao et al. 2015, Smolyar 2003, Wunder et al. 2013, Fujimoto et al. 2015), indem für jedes einzelne Pixel des messenden Systems ein individuelles Spektrum im sensitiven Wellenlängenbereich des Messsystems gewonnen wird. Diese Spektralinformationen können z.B. mit geeigneten Klassifizierungs-Algorithmen der Bildverarbeitung vorverarbeitet werden (Michelsburg 2014, Sun 2010). Dadurch lassen sich bestimmte Bildbereiche der zu vermessenden Struktur vorfiltern oder segmentieren (Mahlein et al. 2012, Thiel et al. 2012, Selbeck et al. 2014), so dass z.B. nur Pixel mit Spektralcharakteristiken von Pflanzen für die weiteren Auswertungen verwendet werden (Abb. 1.1).

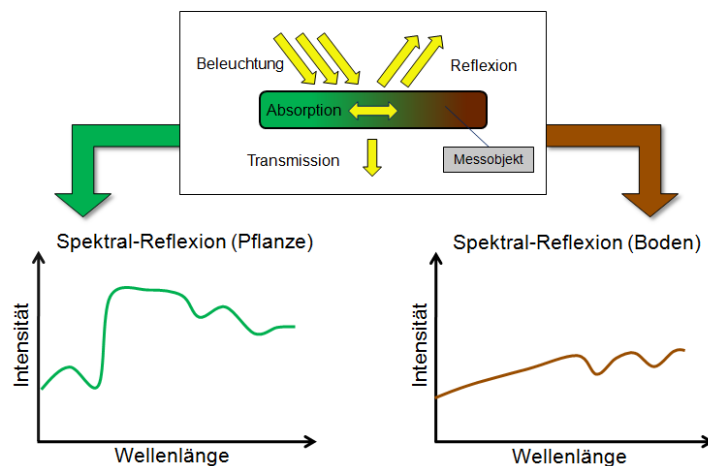


Abb. 1.1: Vorfilterung der Spektralinformationen bei bildgebender Spektralanalyse

Bei Spektralanalysen von Pflanzen ist es durch geeignete Klassifizierungsmethoden somit möglich, z.B. ausschließlich Boden- oder Blattpixel zu selektieren und damit den Einfluss von gemischten Spektralinformationen entscheidend zu verringern (Rascher et al. 2011, Jacobsen 2000, Weiß 2008, Wunder et al. 2013). In einer Machbarkeitsstudie zeigen Thiel et al. (2010) die grundsätzliche Eignung von bildgebenden Spektralsystemen zur nicht-invasiven Vorhersage von Blattwassergehalten an Pflanzen am Beispiel einer Zucchini-pflanze. Bodennahe Feldmessungen an Triticale-Beständen zeigten darüber hinaus den Einsatz eines bildgebenden Spektralsystems zur Messung des Wassergehalts von Schlagflächen unter realen Feldbedingungen (Wunder et al. 2013, Busemeyer et al. 2013), deren Ergebnisse zur Biomassebestimmung herangezogen worden sind. Weitere Forschungsarbeiten haben zudem die Möglichkeit und den Nutzen aufgezeigt, Sensorsysteme zur Pflanzenbonitur oder zur Pflanzenbearbeitung mit autonomen Fahrzeugen, sog. Feldrobotern, zu kombinieren, um automatisierte Arbeitsgänge zu ermöglichen (Griepentrog et al. 2010, Montes et al. 2007, Marx et al. 2012, Ruckelshausen et al. 2009, Busemeyer et al. 2010).

Die aufgeführten Arbeiten umfassen im Einzelnen sowohl unterschiedliche Ansätze zur Wasserdetektion auf Basis spektraler Indizes (vgl. Tab. 1.1) als auch deren Anwendungen

zur Blattwasserbestimmung an Pflanzen - im Wesentlichen jedoch ohne eine Nutzung der hochauflösenden Ortsinformation durch bildgebende Spektraltechnologien. Hierbei wurden überwiegend Labormessungen durchgeführt, die die Anwendbarkeit auf Feldversuche nicht näher aufzeigen. Die Arbeiten im Forschungsprojekt „BreedVision“ zeigten zwar die Kombination der konkreten Feldanwendung mit bildgebender NIR-Spektraltechnologie in der Landwirtschaft, genauer im Bereich der Züchtungsforschung. Der Fokus lag jedoch auf der Messung von Pflanzenmerkmalen bezogen auf eine gesamte Versuchsparzelle (Wunder et al. 2013, Busemeyer et al. 2010), eine direkte Korrelation der Messergebnisse auf die örtliche Auflösung einer Einzelpflanze bzw. Blattflächen ist hier nicht betrachtet worden. Im Gegensatz dazu beschreiben die Arbeiten beispielsweise von Smolyar (2003) bildgebende Spektralmessungen hochauflösend in der Dimension von Einzelblättern in Bezug auf die präzise Blattwasserverteilung; die Übertragung auf die ganze Pflanze und die Anwendbarkeit auf Pflanzen bleibt jedoch unbeantwortet. Auch eine mögliche Feldanwendung sowie die dazu notwendigen technischen Rahmenparameter der bildgebenden Hyperspektraltechnologie zur Bestimmung von einzelpflanzen- und blattbezogenen Merkmalen werden hier nicht abschließend geklärt.

Kapitel 2

Motivation und Zielsetzung

Das Messen von Pflanzenparametern stellt eine zentrale Rolle sowohl bei der landwirtschaftlichen Bewirtschaftung von Ackerflächen als auch beim Feldversuchswesen von Züchtung und Forschung dar. Die Wasserversorgung hat grundsätzlich einen großen Einfluss auf die Entwicklung der Pflanze und ist damit ein entscheidender Parameter, den es bei Messungen von Pflanzenzuständen mit zu erfassen gilt. Aufgrund von klimatischen Veränderungen als auch durch immer stärkere Umweltbelastungen wird das Vorkommen von Trinkwasser in den unterschiedlichen Regionen der Erde weiter verknappt. Besonders im Agrarsektor ist es aufgrund des enormen Wasserbedarfs von zentraler Bedeutung, ressourcenschonend mit dem vorhandenen Wasser umzugehen. Daher gewinnt die Erfassung des Wasserhaushalts der Pflanzen eine entscheidende Bedeutung bei der Abschätzung des Einsparpotentials im Bereich der künstlichen Pflanzenbewässerung. Zahlreiche Forschungsarbeiten zeigen die Möglichkeit auf, mittels Spektralmessung den Wassergehalt bei pflanzlichen Strukturen bestimmen zu können. Bildgebende Spektrolsensoren erreichen eine sowohl hohe spektrale als auch örtliche Auflösung, die eine Klassifizierung und damit eine Differenzierung der Strukturen ermöglichen, um heterogene Messbereiche bzw. Proben mit starken Reflexionsvarianzen analysieren zu können. Bodennahe Spektralmessungen, ggf. mit zusätzlicher aktiver breitbandiger Beleuchtung, können gegenüber satelliten- bzw. luftgestützten Messsystemen die starken Oberschwingung der Wasserabsorptionsbanden 1200, 1450 und 1950 nm im NIR-Band nutzen, die sonst vom Wasserdampf der Atmosphäre stark absorbiert werden. Analysen im Labor haben hohe Korrelationen der spektralbasierten Vorhersageergebnisse der Blattwassergehalte an ganzen Pflanzenblättern ergeben. Darüber hinaus ist die bildgebende Spektralmessung von Pflanzenblättern an Pflanzen in realen Anbausituationen durch Voruntersuchungen im Ansatz aufgezeigt worden (vgl. Kapitel 1.2.2). Die grundlegenden Arbeiten befassten sich mit der generellen spektralbasierten Messbarkeit von Wassergehalten bei Pflanzenmaterialien, ohne eine

örtliche Auflösung der Messdaten zu berücksichtigen. Durch Spektraluntersuchen mittels Luft- bzw. Satellitenaufnahmen wurden Vegetations- und Landwirtschaftsflächen örtlich aufgelöst untersucht, deren Auflösung jedoch nur bis zu wenigen Metern reichte. In reinen Laboruntersuchungen sind in weiteren Arbeiten räumlich hochaufgelöste Spektralmessungen an Pflanzenblättern durchgeführt und diese mit den zugehörigen Blattwassergehalten korreliert worden. Arbeiten im Bereich der Pflanzenzüchtung beschäftigten sich vorwiegend mit spektralen Feldmessungen, die durch stationäre oder mobile Messsysteme bzw. Plattformen durchgeführt wurden, in denen Pflanzenbestände in Bezug auf den Wassergehalt von Einzelpflanzen analysiert worden sind, wobei jedoch nicht die Blattflächen selbst im Fokus standen. Die Kombination aus NIR-Spektralanalyse zur Vorhersage des Wassergehalts in Verbindung mit bildgebenden Verfahren, insbesondere der Zeilenspektroskopie, zur Auflösung der Daten auf Blattebene an kultivierten Einzelpflanzen unter realen Anbaubedingungen ist in den beschriebenen Arbeiten nicht ausreichend aufgezeigt und in Bezug auf die Eignung für den generellen Feldeinsatz bewertet worden.

Zielsetzung dieser Arbeit ist es daher die Kombination folgender Punkte:

- (I) Nachweis der Messbarkeit von Pflanzenparametern am Beispiel der Erfassung des Blattwassergehalts von Einzelpflanzen, örtlich aufgelöst auf Einzelblattflächen auf Basis bildgebender NIR-Spektraltechnologie
- (II) Nachweis der Messung - in-situ - unter realen Anbaubedingungen der Pflanzenzüchtung

Durch die Zielsetzung ergeben sich die grundlegenden Aufgabenstellungen dieser Arbeit. Um die zu erzielende Auflösung der Blattflächen zu erreichen, ist die Messdatenaufnahme dabei durch ein boden-/pflanzennahes bildgebendes NIR-Hyperspektral-Messsystem zu realisieren, das den Wassergehalt von Pflanzen, im Gegensatz zur aufwändigen und zerstörungsbehafteten thermogravimetrischen Referenz-Methode, durch die bildgebende Spektraltechnologie schnell und zerstörungsfrei bestimmen kann. Dazu ist ein flexibles bildgebendes NIR-Spektralmesssystem für bodennahe Messungen von Pflanzen zu entwickeln und dessen resultierende Spezifikation in Bezug auf seine räumliche und spektrale Auflösung hin zu analysieren. Entsprechende Vorverarbeitungen der Messdaten sind auf Basis dieser Untersuchung durchzuführen. Um die Genauigkeit der Vorhersagewerte neben den allgemeinen Vorverarbeitungsschritten noch weiter zu erhöhen, soll eine Durchmischung der spektralen Signaturen von Pflanzen und Bodenmaterial gezielt vermieden werden, indem eine einfache Klassifizierung der Pflanzenstrukturen vor dem Hintergrund der Bodenstrukturen angewendet wird. Eine anschließende Segmentierung der einzelnen Blattflächen der Pflanzen ist durchzuführen, um die Spektraldaten direkt mit manuell erhobenen Referenzwerten korrelieren zu

können. Auf Basis dieser gewonnenen Blattflächenspektren soll die Eignung eines einfachen spektralen Wasserquotienten, bestehend aus zwei Reflexionsintensitäten zur Auswertung der Spektraldaten mit Hinblick auf die Blattwassergehalte, entwickelt und evaluiert werden. Die Ergebnisse der Vorhersagewerte des Wasserquotienten sollen dabei einem alternativen Korrelations-Modell unter Verwendung aller zur Verfügung stehenden Spektralkanäle gegenübergestellt und bewertet werden. Etwaige wesentliche Einflussfaktoren auf die Messgenauigkeit, die durch den Einsatz unter realen Feldbedingungen auftreten können, sind durch entsprechende Versuche exemplarisch aufzudecken und zu bewerten.

Kapitel 3

Grundlagen

In diesem Kapitel werden die allgemeinen Grundlagen auf dem Gebiet der Physik und der Botanik beschrieben, die im weiteren Verlauf maßgebend für die Erarbeitung der Thematik sind und darüber hinaus zum grundsätzlichen Verständnis dieser Arbeit beitragen sollen. Die Grundlagen sind im Hinblick auf diese anwendungsorientierte Untersuchung praxisgerecht dargestellt und geben daher eine sehr vereinfachte Annahme der im Detail hochkomplexen Sachverhalte und Interaktionen wieder. Weiterführende Literatur zum Thema Botanik, insbesondere Blattaufbau, Wasserhaushalt und Wasser-Regulierungsmechanismen stellen Strasburger et al. (2008), Taiz und Zeiger (1999) und Lösch (2001) dar, tiefere Einblicke in die Physik, insbesondere der Quantenphysik und Spektroskopie, werden durch Haken und Wolf (2004) sowie Burns und Ciurczak (2008) gegeben.

3.1 Physikalische Grundlagen

3.1.1 Eigenschaften von Wasser

Das Wasservorkommen auf der Erde wird auf etwa $1,4 \cdot 10^9 \text{ km}^3$ geschätzt, wobei sich der größte Teil dieses Vorkommens auf die Ozeane erstreckt, die etwa 71 % der Erdoberfläche ausmachen. Nach heutigem Erkenntnisstand war das Vorhandensein von flüssigem Wasser auch die Voraussetzung für die Entstehung von Leben vor ca. 4 Mrd. Jahren auf unserer Erde, was u.a. dadurch untermauert wird, dass auch zu jetziger Zeit ein Leben ohne dieses Element nicht möglich wäre, da alle Lebensformen nach wie vor auf die Existenz von Wasser für ihre energiegewinnenden chemischen Vorgänge angewiesen sind (Lösch 2001). Wasser (H_2O) ist eine chemische Verbindung, die sich aus zwei Wasserstoffatomen und einem Sauerstoffatom zusammensetzt, und besitzt im flüssigen Aggregatzustand bei Raumtemperatur ($20 \text{ }^\circ\text{C}$) eine Dichte von ca. $998,2 \text{ kg/m}^3$. Wasser kann drei unterschiedliche Aggregatsformen annehmen: fest, flüssig und gasförmig. Dieses

hängt von der Energie des Moleküls ab und ist daher maßgeblich beeinflusst durch dessen Temperatur.

Die Grundlage der Spektraldatenauswertung zur Wassergehalt-detektion an Pflanzen bildet die Absorption elektromagnetischer Strahlung bestimmter Wellenlängen durch die Wassermoleküle, die sie zu Verformungen bzw. Vibrationen anregen lassen (Curran 1989). Das Wassermolekül kann aufgrund seines nichtlinearen Aufbaus aus 3 Atomen (N) im Gegensatz zu linearen dreiatomigen Molekülen gemäß der folgenden Gleichung

$$Z = 3N - 6$$

3.1 | Z: Anzahl der Normalschwingungen
N: Atomanzahl

lediglich zu Z=3 Normalschwingungen (Valenz-, Deformationsschwingung) angeregt werden (Gottwald & Wachter 1997) (Abb. 3.1). Besonders stark findet dieser Effekt im Mittel- und Ferninfrarot-Band statt, da dort die Grundschiwingung der Anregungen zu finden ist (vgl. Günzler & Gremlich 2003).

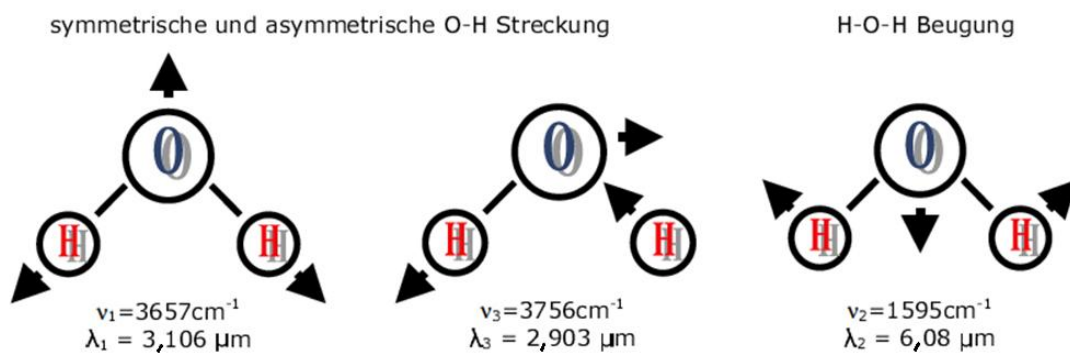


Abb. 3.1: Schwingungsgrundformen des Wassermoleküls (Smolyar 2003)

Bei ν_1 handelt es sich um eine symmetrische O-H-Streckung, die aufgrund der gewinkelten Struktur des Wassermoleküls ($\alpha = 104,5^\circ$) zusätzlich zu einer Veränderung des Dipolmomentes führt (Abb. 3.2).

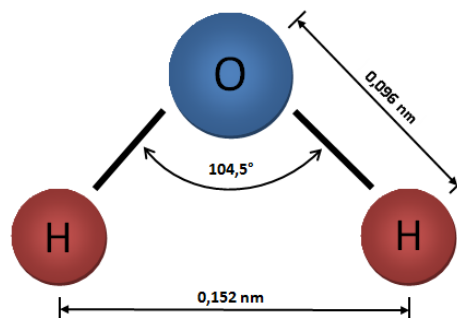


Abb. 3.2: Schematische Darstellung eines Wassermoleküls bestehend aus einem Sauerstoffatom (blau) und zwei Wasserstoffatomen (rot) (Smolyar 2003, geändert)

Bei sowohl der symmetrischen ν_1 als auch der asymmetrischen O-H-Streckung ν_3 bewegen sich neben den Wasserstoffatomen auch im geringen Maß zur Erhaltung des Massenschwerpunktes die Sauerstoffatome im Molekülverbund. Die ν_2 Deformation stellt eine H-O-H-Beugung senkrecht zu Molekülebene dar, die gleichbedeutend mit einer Rotation des Moleküls zu sehen ist (Abb. 3.1). In schwächerem Maße finden diese Anregungen in Form von sog. Obertönen auch im vorderen NIR-Band statt (Curran 1989, Smolyar 2003). Neben diesen Grundschwingungen ν_1 , ν_2 , und ν_3 treten zusätzlich im NIR-Bereich sog. Kombinationsschwingungen bzw. Oberschwingungen (Tab. 3.1) auf.

Tab. 3.1: Vibrationsfrequenzen des Wassermoleküls im NIR-Bereich (Workman & Weyer 2008, geändert)

WASSER [nm] (NAHE DEM GEFRIERPUNKT)	WASSER [nm] (NAHE DEM SIEDEPUNKT)	SCHWINGUNGSMODE
770	740	$3 \nu_1 + \nu_3$
847	840	$2 \nu_1 + \nu_2 + \nu_3$
979	967	$2 \nu_1 + \nu_3$
1200	1160	$\nu_1 + \nu_2 + \nu_3$
1453	1425	$\nu_1 + \nu_3$
1780	1786	$\nu_2 + \nu_3 + \nu_1$
1938	1916	$\nu_2 + \nu_3$

Diese weisen allgemein zwar eine geringere Ausprägungen auf, können jedoch bei entsprechend hoher Wasserkonzentration auch im Spektralbereich zwischen 0,7 und 2,0 μm durch spektroskopische Untersuchungen nachgewiesen werden.

3.1.2 Elektromagnetische Strahlung

Die elektromagnetische Strahlung bezeichnet eine Transversalwelle bestehend aus sowohl einer elektrischen als auch einer magnetischen Komponente. Diese beiden senkrecht zueinander angeordneten Felder mit der Wellenlänge λ breiten sich im Vakuum gradlinig mit der Lichtgeschwindigkeit c_0 (ca. $3 \cdot 10^8$ m/s) aus, wobei die Ausbreitungsgeschwindigkeit in Materie wellenlängenabhängig um den Faktor entsprechend des Material-Brechungsindex n reduziert wird.

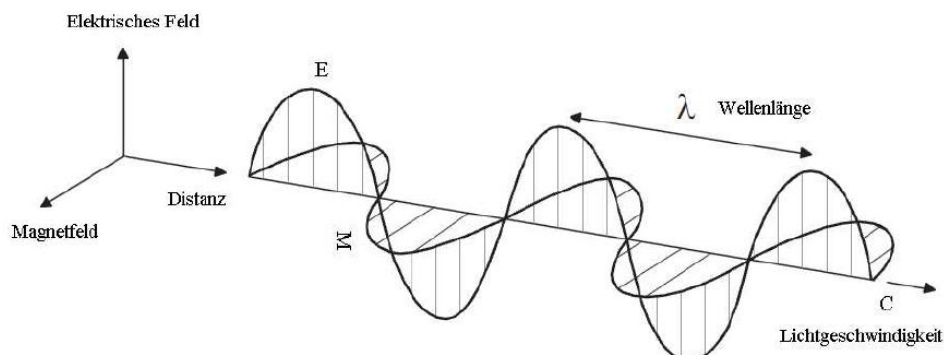


Abb. 3.3: Die elektromagnetische Welle in schematischer Darstellung (Lusch & Hudson 1999)

Die Schwingungsfrequenz bzw. Wellenlänge der Strahlung steht nach Gleichung 3.2 in folgendem Zusammenhang:

$$f = \frac{c}{\lambda}$$

3.2 | f : Schwingungsfrequenz
 c : Lichtgeschwindigkeit
 λ : Wellenlänge

Neben der Wellentheorie wird auch die Teilchenphysik verwendet, um die Charakteristik der Strahlung beschreiben zu können. Dadurch wird die Strahlung als Strahl masseloser Teilchen beschrieben, sog. Photonen. Der Energiegehalt dieser Photonen (E_{photon}) wird unter Verwendung des Planckschen Wirkungsquantums h ($6,626 \cdot 10^{-34}$ Js) nach folgender Gleichung beschrieben:

$$E_{\text{photon}} = h \cdot f = h \cdot \frac{c}{\lambda}$$

3.3 | ν : Schwingungsfrequenz
 c : Lichtgeschwindigkeit
 λ : Wellenlänge
 h = Plancksches Wirkungsquantum

Anhand dieser wird deutlich, dass der Energiegehalt der Strahlung proportional zu ihrer Frequenz ist und somit für niedrige Frequenzen (=große Wellenlänge) niedriger ist und zu hohen Frequenzen hin (niedrige Wellenlänge) zunimmt.

3.1.3 Das elektromagnetische Spektrum

Das elektromagnetische Spektrum der solaren Einstrahlung ist auf Basis unterschiedlicher Frequenzen bzw. Wellenlängen in verschiedene Kategorien eingeteilt (Abb. 3.4). Diese Einteilung umfasst die hochenergetische Gammastrahlung mit etwa 10^{-16} bis 10^{-12} m Wellenlänge genauso wie den für das menschliche Auge sichtbaren Spektralbereich von etwa $400 \cdot 10^{-9}$ bis $700 \cdot 10^{-9}$ m des sichtbaren Lichts (VIS) bis hin zu der langwelligen Strahlung der Radiowellen mit $\lambda > 1$ m.

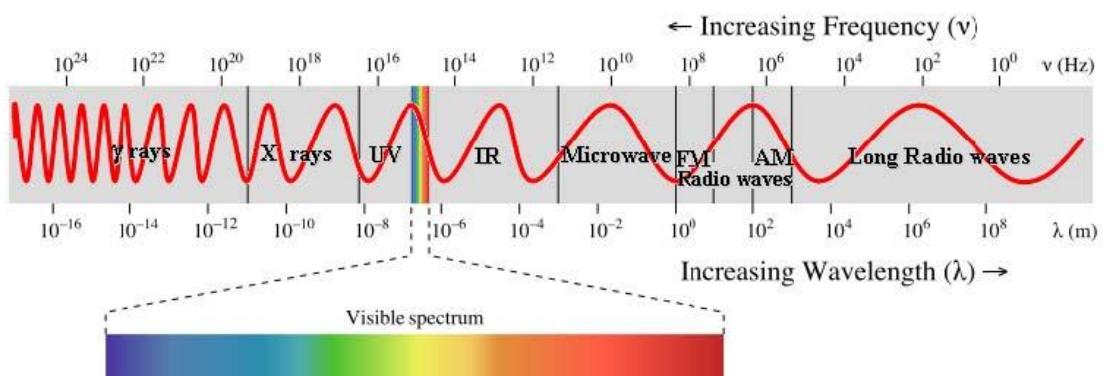


Abb. 3.4: Darstellung des Elektromagnetischen Spektrums (Sun 2010, geändert)

An den VIS-Spektralbereich schließt sich der Infrarot-Bereich (IR) mit einer Wellenlänge von etwa $0,7 \cdot 10^{-6}$ m bis 10^{-3} m an. Dieser Bereich ist nochmals entsprechend Tab. 3.2 in drei wesentliche Abstufungen NIR, MIR und FIR unterteilt (DIN 5031:1984).

Tab. 3.2: Einteilung des IR-Spektralbereichs (Erasmi 2002, geändert)

BENENNUNG	KURZZEICHEN NACH DIN	WELLENLÄNGE NACH DIN (in μm)
Nahes Infrarot	NIR (IR-A+IR-B)	0,78 – 3
Mittleres Infrarot	MIR	3 – 50
Fernes Infrarot	FIR	50 – 1000

Für die spektrale Fernerkundung wird dabei besonders der VIS- und vordere NIR-Spektralbereich der solaren Einstrahlung von ca. 0,3 - 2,5 μm und der MIR-Spektralbereich von 8 - 14 μm der terrestrischen Ausstrahlung (Wärmestrahlung) für Untersuchungen der Beziehungen zwischen spektralen Charakteristika von Objekten und deren biophysikalischen und biochemischen Eigenschaften herangezogen (Erasmi 2002).

3.1.4 Wechselwirkung von Licht und Materie

Als Licht wird im Allgemeinen eine elektromagnetische Strahlung bezeichnet. Die Wechselwirkungen zwischen Strahlung und Materie sind zwar abhängig von der jeweiligen Wellenlänge, deren mögliche Interaktionen sind jedoch grundsätzlich über alle Spektralbereiche der Strahlung gleichermaßen möglich und werden im Folgenden in den Grundbegriffen allgemein erläutert. Diese Wechselwirkungen zwischen der elektromagnetischen Strahlung und einem Körper werden hier unter praktischen Gesichtspunkten der Spektralanalyse betrachtet und damit weitestgehend durch Anwendung der Theorie der Strahlenoptik vereinfacht in Form von Reflexion, Brechung (Refraktion), Absorption und Transmission beschrieben.

Dabei besagt der Energieerhaltungssatz, dass bei einem geschlossenen System die Summe der Energien konstant ist. Bezogen auf die spektroskopische Untersuchung von Proben bedeutet dies, dass die Summe der Energie reflektierter, transmittierter und absorbiertes Strahlung gleich der eingebrachten Strahlung ist.

$$E_0(\lambda) = E_R(\lambda) + E_A(\lambda) + E_T(\lambda)$$

3.4	E ₀ : Gesamtenergie
	E _R : Energie der Reflexion
	E _A : Energie der Absorption
	E _T : Energie der Transmission

Die energetische Betrachtung erfolgt grundsätzlich in Abhängigkeit der Wellenlänge λ , da die einzelnen Energien je nach Wellenlänge und Material sehr unterschiedlich sein können (Lillesand et al. 2008).

Refraktion

Als Refraktion wird die Änderung der Ausbreitungsrichtung einer elektromagnetischen Welle bezeichnet. Diese resultiert aus einer räumlichen Änderung der Ausbreitungsgeschwindigkeit (Gruppengeschwindigkeit). Der Wert des Brechungsindex n gibt dabei an, um welchen Faktor die Geschwindigkeit des Lichts in einem Material langsamer ist als im Vakuum.

$$n = \frac{c_0}{c_M}$$

3.5 | n : Brechungsindex
 c_0 : Lichtgeschwindigkeit im Vakuum
 c_M : Ausbreitungsgeschwindigkeit im Medium

Wird dabei die Absorption mit berücksichtigt, ist der Brechungsindex durch eine komplexe Zahl dargestellt, in der der Realteil die Verringerung der Ausbreitungsgeschwindigkeit und der Imaginärteil das Maß der Absorption des Materials beschreibt. Die Refraktion findet an dem Übergang zwischen zwei Medien mit unterschiedlichem Brechungsindex statt und ist von der Wellenlänge der Strahlung abhängig, so dass aufgrund dieser Dispersion z.B. bei den meisten transparenten Stoffen kurzwellige Strahlung im Allgemeinen eine stärkere Richtungsänderung erfährt als langwellige Strahlung (sog. normale Dispersion) (Dohlus 2010).

Reflexion und Streuung

Die Reflexion elektromagnetischer Strahlung ist abhängig von der Oberflächenbeschaffenheit des reflektierenden Körpers. Man unterscheidet dieses in zwei verschiedene Arten:

- gerichtete Reflexion: Die Reflexion findet an glatten Oberflächen statt, deren Höhenausprägung der Oberflächenunebenheiten klein gegenüber der Wellenlänge ist (Abb. 3.5, links)
- diffuse Reflexion: Diese Art der Reflexion findet an rauen Oberflächen statt, deren Höhenausprägung der Oberflächenunebenheiten groß gegenüber der Wellenlänge ist (Abb. 3.5, rechts)

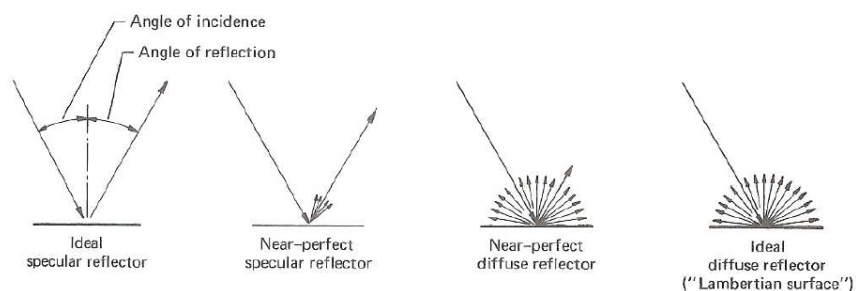


Abb. 3.5: Darstellung eines vereinfachten Modells der gerichteten und diffusen Reflexion an Körpern (Lillesand et al. 2008)

Die Unterscheidung zwischen diesen beiden Reflexionsarten wird durch das Rayleigh-Kriterium beschrieben. Dieses besagt, dass eine Oberfläche für die Strahlung mit der Wellenlänge λ und einem Einfallswinkel θ als ‚glatt‘ zu bezeichnen ist, wenn gilt:

$$\sigma_h < \frac{\lambda}{8 \cdot \cos(\theta)}$$

3.6 | σ_h : Standardabweichung der Höhendifferenz
 λ : Wellenlänge der Strahlung
 θ : Einfallswinkel

Bis auf bei nahezu idealen Spiegelflächen findet unter realen Bedingungen jedoch fast immer eine Durchmischung von gerichteter und diffuser Reflexion an Oberflächen statt (Abb. 3.5, mittlere Darstellungen), so dass diese bei spektroskopischen Messungen im Rahmen dieser Untersuchung nicht individuell sondern allgemein als Reflexion betrachtet werden.

Absorption

Die Umwandlung von Strahlungsenergie in andere Energieformen wird bei der Wechselwirkung von Licht und Materie als Absorption bezeichnet. Bei der Absorption kommt es durch die Photonen beim Durchdringen des Materials zu Anregungen von einzelnen Elektronen oder ganzen Molekülen.

Dazu müssen die Photonen eine definierte Energie aufweisen, um die Energiedifferenzen der Quantenübergänge in der Elektronenhülle bzw. die Molekülschwingungen anregen zu können (Abb. 3.6).

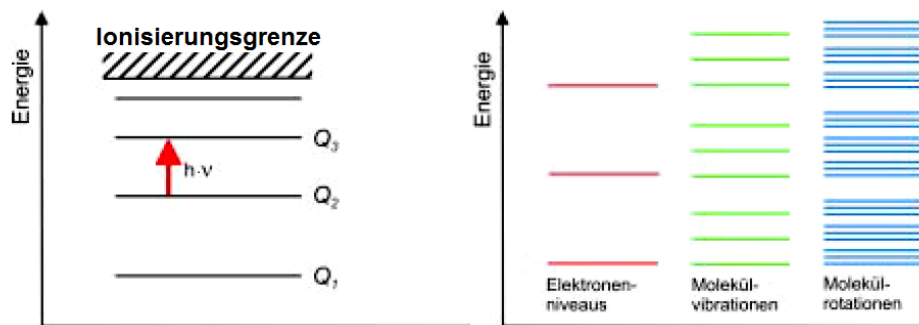


Abb. 3.6: Energieniveauschemata von Atomen (links) und Molekülen (rechts)
 (Kraus & Schneider 1988, geändert)

Die Stärke der Absorption wird durch einen Materialparameter beschrieben, dem sog. Absorptionsgrad. Dieser ist neben anderen Parametern in hohem Maße von der Wellenlänge abhängig. Die Abschwächung der Strahlung, also die Absorption einzelner Photonen, beim Durchqueren von Materie ist proportional zum Absorptionskoeffizienten, der absorbierenden Stoffmengenkonzentration und zur Wegstrecke des durchstrahlten Materials, woraus sich das Lambert-Beer'sche Gesetz (Gleichung 3.7) ergibt.

$$E_{\lambda} = \lg\left(\frac{I_0}{I}\right) = \varepsilon_{\lambda} \cdot c \cdot d$$

3.7	E_{λ} : Extinktion; ε_{λ} : dekadischer Extinktionskoeffizient I_0, I : Strahlungsintensität (gesamt, transmittiert) c : Stoffmengenkonzentration d : Schichtdicke des durchstrahlten Körpers
-----	--

Dieses Gesetz stellt eine elementare Grundlage der quantitativen Spektralanalyse dar, die den idealen Zusammenhang der Extinktion, die sog. dekadische Absorbanz, ohne Störung durch Reflexion/Streuung bzw. Remissionsterm beschreibt.

Transmission

Die Transmission beschreibt die Durchlässigkeit eines Materials bezogen auf elektromagnetische Strahlung. Dabei stellt der Quotient der Intensitäten aus ausgesandter Strahlung (I_0) und nach dem Durchdringen des Materials detektierter Strahlung (I) den Transmissionsgrad τ nach folgender Gleichung dar.

$$\tau = \frac{I}{I_0}$$

3.8	τ : Transmissionsgrad I_0 : Strahlungsintensität (Ausgangstrahlung) I : Strahlungsintensität (transmittiert)
-----	---

Wie auch bei der Reflexion, Streuung und der Absorption kann dieser Transmissionsgrad stark mit der Wellenlänge der Strahlung differieren.

Beim Vernachlässigen von Reflexionseffekten ist die Intensität der Strahlung nach Durchqueren des Materials in hohem Maße von der Absorption abhängig und kann in Näherung durch das Lambert-Beer'sche Gesetz beschrieben werden (siehe Gleichung 3.7). Dabei berechnet sich die Extinktion aus dem logarithmierten Quotienten der Intensitäten der Ausgangsstrahlung I_0 und I sowie der Transmissionsstrahlung τ (Gleichung 3.9).

$$E_{\lambda} = -\lg(\tau) = \lg\left(\frac{I_0}{I}\right)$$

3.9	E_{λ} : Extinktion τ : Transmissionsgrad I_0 : Strahlungsintensität (Ausgangstrahlung) I : Strahlungsintensität (transmittiert)
-----	---

Dies verdeutlicht den logarithmischen Zusammenhang der Abnahme von Strahlung beim Durchqueren von Körpern in Abhängigkeit der Materialdicke bzw. der Konzentration des absorbierenden Stoffes.

3.1.5 Bildgebende Spektroskopie

Die Entwicklung der optischen Spektroskopie geht auf den Chemiker R. W. Bunsen und den Physiker G. R. Kirchhoff zurück und befasst sich mit dem Messen von spektralen Eigenschaften von festen, flüssigen oder gasförmigen Körpern. Dabei wird die spektrale

Zusammensetzung des in den Detektor einfallenden Lichts (allgemein elektromagnetische Strahlung) gemessen und somit die Strahlungsintensität in Abhängigkeit der Wellenlänge erfasst. Die Wechselwirkung des Lichts mit der Materie erlaubt es, mit Hilfe der Spektroskopie Aussagen über die Struktur oder chemische Zusammensetzung eines Körpers machen zu können. Jedes chemische Element hat eine für sich typische Zusammensetzung von Spektrallinien und -banden und kann somit in einer Verbindung eindeutig identifiziert werden.

Die bildgebende Spektroskopie (sog. „Spectral Imaging“) erweitert die Spektroskopie um die zusätzliche Auflösung des Ortes. Dadurch ist es möglich, nicht nur ein einziges Spektrum (Abb. 3.7) für den Detektionsbereich zu erhalten, sondern eine Vielzahl von Spektren, die von verschiedenen Ortspositionen im Detektionsbereich herrühren (Abb. 3.8).

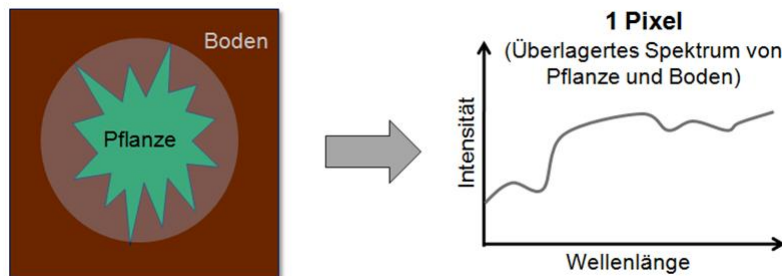


Abb. 3.7: Spektralmessung mit einem Standard-Spektrometer

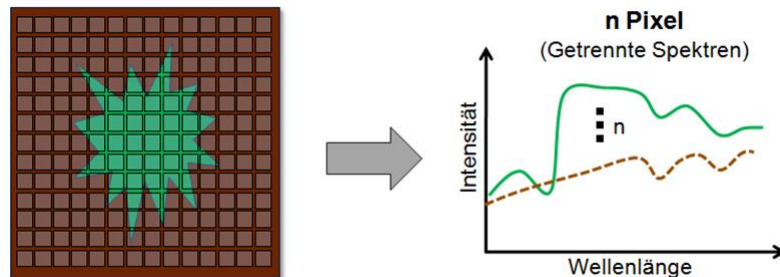


Abb. 3.8: Spektralmessung mit bildgebendem Spektrometer

Um diese Ortauflösung der Spektralsignaturen zu erhalten, gibt es unterschiedliche technische bzw. verfahrenstechnische Möglichkeiten, die im Folgenden als Übersicht näher beschrieben werden.

Raster-Scanning Spectral Imaging

Beim Raster-Scanning-Verfahren, auch „Whisk-broom“ genannt, handelt es sich im Wesentlichen um ein Spektrometer, bei dem der zu messende Bereich des Systems nach und nach in einem definierten Raster, Punkt für Punkt, abgefahren wird. Diese Relativbewegung zwischen Sensorkopf und dem Messbereich der Probe wird z.B. durch

eine geeignete, ansteuerbare Positionierhardware erreicht. Die Positionierung kann dabei entweder am Sensorkopf stattfinden, der über der Messprobe traversiert und ggf. schwenkt (siehe Abb. 3.9), oder die Probe im Messbereich des Sensorkopfes wird bewegt.

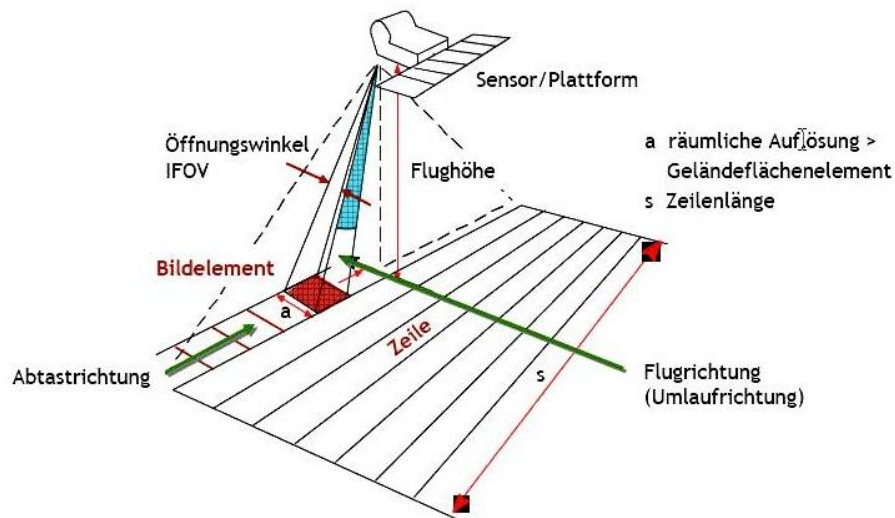


Abb. 3.9: Raster-Scanning Spectral Imaging (Lillesand 2008, geändert)

An jeder einzelnen Ortskoordinate findet jeweils eine einzelne Spektralmessung statt, so dass nach vollständigem Abfahren des Rasters ein 2-dimensionales Ortsfeld mit individuellen Spektraldaten vorliegt. Bei der Verwendung eines Spektrometer-Sensorkopfes können im Regelfall sehr hohe spektrale Auflösungen erreicht werden. Aufgrund der seriellen Messung der einzelnen Ortspositionen ist dieses Verfahren gegenüber anderen jedoch sehr zeitaufwendig und findet auch aufgrund der Positionierhardware seinen Einsatz überwiegend bei der Labormessung statischer Probengeometrien. Eingesetzt wird dieses Verfahren unter anderen bei der luftgestützten Spektralanalyse mittels Flugzeug oder Satellit zur Beurteilung großer Vegetations-/ Agrarflächen sowie zur allgemeinen Bodenkartierung (Lillesand et al. 2008).

Mehrchip-Multispektralkamera

Die Mehrchip-Multispektralkamera bietet die Möglichkeit, parallel mehrere Bilder unterschiedlicher Wellenlängen aufzunehmen. Dies wird ermöglicht, indem sich in der Kamera nicht nur ein einziger Flächensensor (CCD- oder CMOS-Chip) wie bei einer gewöhnlichen Monochromkamera befindet, sondern mehrere Sensoren parallel integriert sind. Das einfallende Licht am Objektiv durchläuft teils mehrere Strahlteiler, die jeweils einen Betrag der Strahlung auf einen der Sensoren auskoppeln. Vor jedem dieser Flächensensoren befindet sich ein unterschiedlicher Spektralfilter, so dass jeder Sensor ein Intensitätsbild einer definierten spektralen Bande generiert.

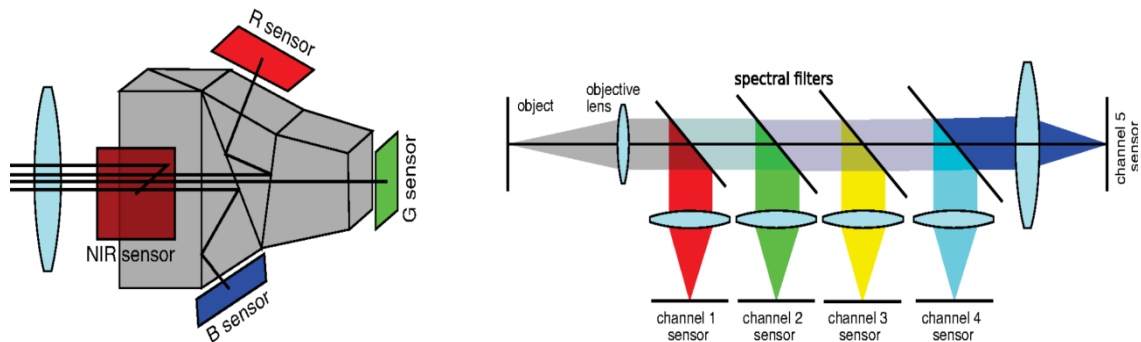


Abb. 3.10: Zwei unterschiedliche Strahlteilerbauten einer Mehrchip-Multispektralkamera (Hagen & Kudenov 2013)

Die Ortsauflösung ist bei solchen Systemen allgemein sehr hoch, da je nach Spektralbereich gewöhnliche 2D-Kamera-Chips eingesetzt werden können. Die spektrale Auflösung dagegen hängt sehr von der Qualität der verwendeten Spektralfilter ab. Dort können je nach Applikation Filter, die eine Bandbreite von mehreren Hundert nm aufweisen, oder auch sehr schmalbandige Filter zum Einsatz kommen, deren Bandbreite (FWHM) lediglich bei wenigen nm liegt. Der Vorteil dieses Systems liegt an seiner zeitlich parallelen Aufnahme der Spektralkanäle, die direkt in allen 2D-Ortspositionen vorliegen. Durch den Strahlteiler und die damit verbundene komplexe Anordnung der Mehrfachchips ist jedoch die Anzahl der Spektralkanäle stark begrenzt, so dass hier die meisten marktverfügbaren Systeme lediglich 3-6 Kanäle ausweisen.

Wechselfilter-Multispektralkamera

Die Wechselfilter-Multispektralkamera bietet die Möglichkeit seriell mehrere Bilder unterschiedlicher Wellenlängen aufzunehmen. Im Gegensatz zur Mehrchip-Multispektralkamera kommt bei diesem System nur ein einzelner Flächensensor zum Einsatz. Dabei werden zwischen der Messprobe und dem Kamerachip nacheinander unterschiedliche Filter eingebracht. Seriell werden dadurch einzelne Intensitätsbilder entsprechend der Bandbreiten der einzelnen Filter generiert. In kommerziellen Produkten durchlaufen die Filter z.B. auf einem motorisch angetriebenen Rotation-Magazin die Optik der Kamera mit hoher Geschwindigkeit, wodurch Messraten von mehreren Spektralbildern pro Sekunde möglich sind.

Anstatt einzelne Filterscheiben vor der Kamera physisch zu wechseln, gibt es auch die Möglichkeit sog. „programmierbare Filter“ einzusetzen. Diese Filter bestehen aus einer kristallinen Struktur, deren Transmission durch Beschaltung mit unterschiedlichen Spannungen variiert. Durch diese Art von Filter können nacheinander eine deutlich höhere Anzahl an Bandpassfilter mit variabler Zentralwellenlänge generiert werden, als es z.B. mit einer physischen Filterrotation möglich ist. Diese elektrische Programmierung des

Filters ist jedoch nicht beliebig schnell und führt damit zu einer hohen Belichtungsdauer der Gesamtmessung, die linear zu der Anzahl der verwendeten Bandpassfilter steigt.



Abb. 3.11: links: LCTF (Liquid crystal tunable Filter) (Sun 2010),
rechts: Filterradd-Multispektralkamera (Indiamart 2017)

Die örtliche Auflösung hängt generell von der Optik und dem verwendeten Flächensensor ab und ist, wie auch schon bei der Mehrchip-Multispektralkamera, mit bis zu mehreren Megapixeln als sehr hoch einzustufen. Da die Spektralbilder jedoch nacheinander durch physischen Wechsel oder Umprogrammieren des Filters generiert werden, können Bewegungen der Messanordnung jedoch zu starken Problemen führen, da sich die einzelnen Strukturen der Probe auf den Spektralbildern nicht mehr ideal überdecken und es somit zu einer Art „Bewegungsunschärfe“ kommt.

Snapshot-Mosaik Kamera

Der bei einer Snapshot-Mosaik Kamera eingesetzte Sensor verfügt im Gegensatz zum monochromen Kamera-Chip über eine Vielzahl unterschiedlicher Filter. Diese Filter sind im Gegensatz zur Wechselfilter- bzw. der Mehrchip-Technologie nicht global vor einem gesamten Chip angeordnet, sondern individuell auf jedem einzelnen Pixel des Sensors angebracht. Diese pixelbasierten Filter sind im Grundsatz her von Standard-RGB-Kamera-Chips bekannt, in denen z.B. im 2x2 Bayer-Pattern vier gruppierte Pixel mit drei entsprechenden - meist breitbandigen - Filtern für rot (R), grün (G) und blau (B) angeordnet sind und sich dieses Pattern über die gesamte Chipfläche wiederholt (Abb. 3.12).

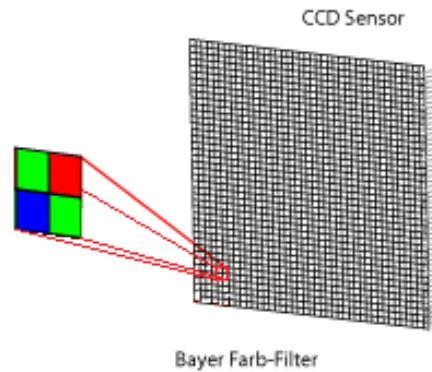


Abb. 3.12: Standard-RGB-Farbsensor mit Bayer Farbfilter in 2x2 Pattern (Hilgers 2017, geändert)

Im Gegensatz zu RGB-Kamera-Chips ist bei der spektralen Snapshot-Mosaik-Technologie das sich wiederholende Pattern um eine Vielzahl von Spektralkanälen erweitert, so dass sich hierbei je nach Sensortyp z.B. eine Matrix von 4x4 Spektralkanäle mit entsprechender Anzahl individueller Filter ergibt (Abb. 3.13).

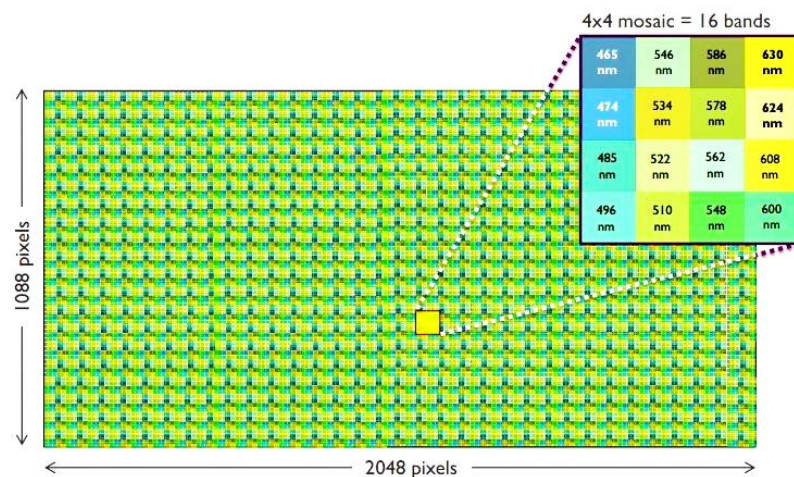


Abb. 3.13: Spektralkamera-Chip basierend auf Snapshot-Mosaik-Technologie mit 4x4 individuellen Bandpassfiltern (Imec 2017)

Diese Technologie ist in den letzten Jahren sehr stark in den Fokus der bildgebenden Spektralanalyse mittels kleiner mobiler Plattformen und Flugsysteme gerückt, da hierbei eine parallele 2D-Bildaufnahme mit einer Vielzahl von Spektralkanälen möglich ist und diese Kameras aufgrund fehlender beweglicher Teile und spezieller Optiken/Aufbauten analog zu Standard-RGB-Kameras sehr kompakt und leicht gebaut werden können. Die resultierende Auflösung des Sensors verringert sich jedoch entsprechend der Pattern-Größe zur nativen Pixelanzahl des Chips drastisch. Auch verfügen die kommerziell verfügbaren Systeme z.B. XIMEA SM5x5 oder CUBERT ButterfLEYE (vgl. Sima et al. 2016, Strothmann 2016) derzeit noch über stark eingeschränkte Abdeckungen der Spektralbereiche im VIS und NIR-Band.

Zeilen-Scanning Spectral Imaging

Beim Zeilen-Scanning Spectral Imaging, auch „Push-broom“ genannt, wird der Messbereich in einer Zeile abgetastet. Diese Ortsachse der Zeile wird durch eine spezielle Optik (sog. Spektrograph) spektral aufgeweitet, so dass orthogonal ausgerichtet zu der eindimensionalen Ortsachse (Zeile) die Strahlungsintensitäten auf der Spektralachse vorliegen. Dieses sich dadurch ergebende 2-dimensionale Strahlungsfeld, bestehend aus der Ortsachse und der Spektralachse, wird auf einen Kamera-Chip (Flächensensor) projiziert und somit digital erfasst. Auf diese Weise wird für diese Ortspixel entlang der Messzeile ein gesamtes Spektrum mit einer Vielzahl spektraler Kanäle aufgenommen, die parallel für jedes Ortspixel der Zeile vorliegen. Die örtliche und spektrale Auflösung hängt wiederum stark von der Pixel-Anzahl des verwendeten Flächensensors und auch von der Konfiguration des verwendeten Spektrographen ab. Der große Vorteil des Systems liegt zum einen in der hohen Anzahl von spektralen Kanälen (Pixelanzahl der Spektralachse), die im Gegensatz zu einzelnen Spektralbanden beim Einsatz von diskreten Filtern ein nahezu kontinuierliches Spektrum wiedergeben. Auch findet hier die Erfassung der einzelnen Ortspunkte der Messzeile parallel statt, so dass Bewegungseffekte weitestgehend ausgeschlossen werden können.

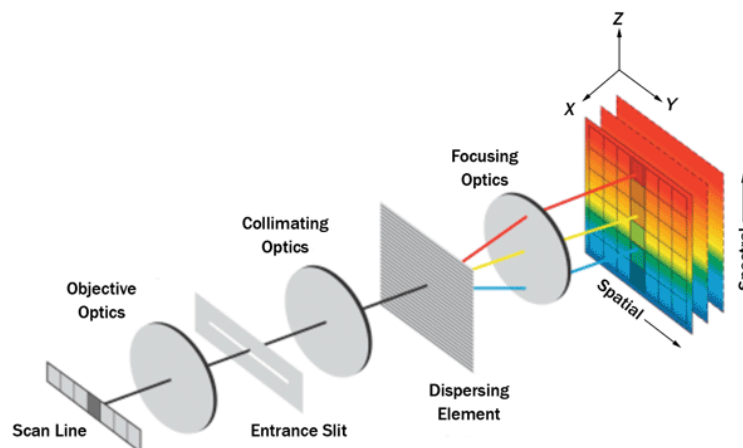


Abb. 3.14: Prinzipskizze des Zeilen-Scanning Spectral Imaging (Dell'Endice et al. 2009)

Da jedoch durch das Messsystem nur eine einzelne Zeile erfasst wird, muss eine Relativbewegung zwischen der Probe und dem Messsystem generiert werden, so dass durch serielles Messen an unterschiedlichen Ortspunkten der Bewegungsachse erst ein 2-dimensionales Ortsfeld entsteht. Dadurch, dass die Messungen entlang der Bewegungsachse seriell erfolgen, kann es wiederum zu einer Bewegungsunschärfe bei veränderlicher Probe kommen. Diese Unschärfe bezieht sich im Gegensatz zu den Wechselfilter-Multispektralkameras nur auf Lücken bzw. Doppelmessungen von örtlichen Bereichen der Messprobe, die nicht zu Inkonsistenzen innerhalb der Spektralkanäle führen. Eine gleichförmige Bewegung mit konstanter Relativgeschwindigkeit zwischen

Sensorsystem und Probe ist daher wichtig, um eine einwandfreie örtliche Auswertung vornehmen zu können.

3.2 Botanische Grundlagen

In dem folgenden Kapitel sollen die grundlegenden Informationen zum strukturellen Aufbau der Pflanze, insbesondere des Blattaufbaus, gegeben werden. Darüber hinaus wird kurz auf den allgemeinen Wasserhaushalt der Pflanze und die grundlegenden Transport- und Regulierungsmechanismen eingegangen und der Einfluss des Trockenstresses auf die Pflanze erläutert. Die Ausführungen geben nicht im Ansatz die eigentliche hohe Komplexität der Thematik wieder und sollen nur das allgemeine für die Arbeit relevante Grundwissen vermitteln. Weiterführende Informationen und Detaildarstellungen sind z.B. bei Strasburger et al. (2008) und Lösch (2001) beschrieben.

3.2.1 Aufbau der Pflanze

Der allgemeine Aufbau einer Samenpflanze ist in Abb. 3.15 dargestellt. Einzuteilen ist der Vegetationskörper der Pflanze in zwei Hauptbereiche, die Wurzel und das Phytomer. Die Wurzel der Pflanze befindet sich im Allgemeinen unterhalb der Erdoberfläche. Die Samenpflanzen nehmen das Wasser überwiegend über die Wurzel auf, die damit zum einen für die Nährstoff- und Wasserversorgung der Pflanze entscheidend ist, zum anderem aber auch der Verankerung der Pflanze im Boden dient.

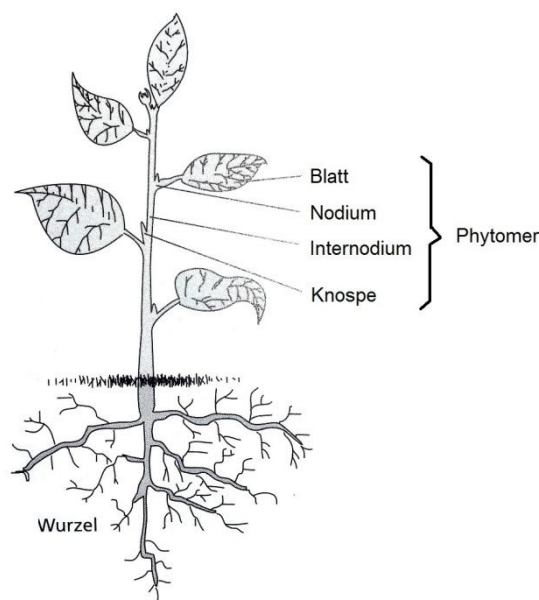


Abb. 3.15: Schematischer Aufbau einer Samenpflanze (Taiz & Zeiger, 1999)

Die Hauptfunktion der Blätter des Phytomer ist die Photosynthese und damit die Energiegewinnung der Pflanze. Die Blätter sind über die Nodien mit der Sprossachse (Internodium) verbunden, die der Pflanze den eigentlichen Halt verleiht. Die Blätter können dabei sehr unterschiedlich um die Sprossachse angeordnet sein. In Abb. 3.16 sind

die verschiedenen Blattstellungsmuster (distich, gegenständig, kreuzgegenständig, wirtelig und spiralig) dargestellt.

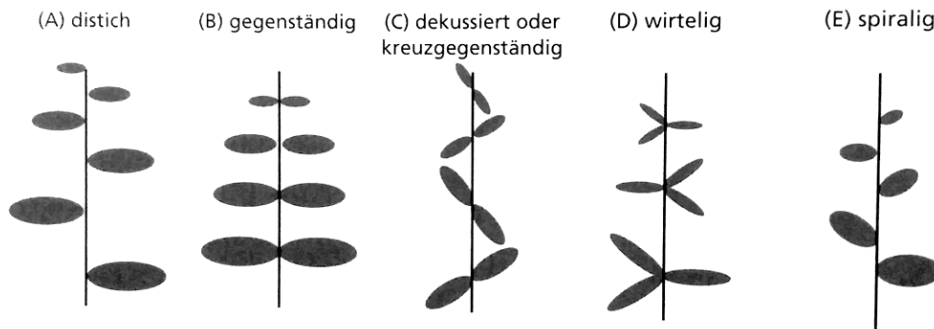


Abb. 3.16: Verschiedene Blattstellungsmuster (phyllotaktische Muster) (Sinha et al. 1993)

3.2.2 Allgemeiner Blattaufbau

In der Botanik werden Pflanzen in C3-, C4- bzw. CAM-Pflanzen unterschieden. Diese unterscheiden sich im Wesentlichen im Calvin-Zyklus der Photosynthese bei der CO₂-Fixierung aber auch im strukturellen Aufbau. Diese Unterschiede sind evolutionsbiologisch durch die jeweils unterschiedlichen klimatischen bzw. standortbehafteten Bedingungen begründet (Bresinsky et al. 2008). Bei dem überwiegenden Anteil aller Pflanzenarten weltweit handelt es sich um C3-Pflanzen. Daher werden alle weiteren Betrachtungen zum Blattaufbau auf die C3-Pflanzen bezogen.

Anatomisch werden die Blätter von Pflanzen in drei unterschiedliche Gruppen eingeteilt. Dabei spielt die Anordnung der Leitbündel und des Assimilationsparenchyms eine entscheidende Rolle. Wie nachfolgend beschrieben lassen sich diese Blatttypen in drei Hauptgruppen unterteilen.

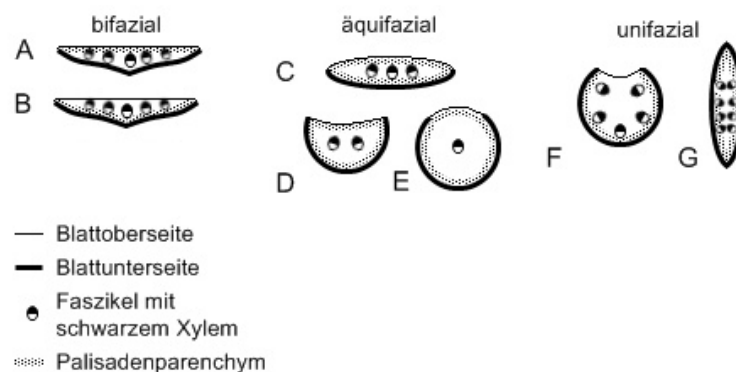


Abb. 3.17: Blatttypen der Pflanzen gegliedert in bifazial, äquifazial und unifazial (Strasburger et al. 2008, geändert)

Bifaziale Blätter, bei denen das Palisadenparenchym nur auf einer Seite liegt und das Xylem nach außen zeigt: (A) das Palisadenparenchym liegt oben (*dorsal*),

das Schwammparenchym unten (*ventral*); (B) invers bifaziales Blatt, das Palisadenparenchym liegt unten.

Äquifaziale Blätter, bei denen das Palisadenparenchym auf beiden Seiten liegt. Das Schwammparenchym liegt dazwischen und das Xylem zeigt nach außen: (C) äquifaziales Flachblatt; (D) äquifaziales Nadelblatt; (E) äquifaziales Rundblatt.

Unifaziale Blätter, die sich von invers bifazialen Blättern ableiten, bei denen die Blattoberseite reduziert ist. Das Xylem zeigt nach innen: (F) unifaziales Rundblatt; (G) unifaziales Schwertblatt.

Im Folgenden wird auf den bifazialen Blattpus näher eingegangen, dessen Palisadenparenchym nur auf einer Seite liegt. Dadurch unterscheidet sich die Blattober- und Blattunterseite strukturell stark voneinander. Betrachtet man den Querschnitt eines solchen Blattes (Abb. 3.18) lassen sich die strukturellen Unterschiede zwischen Blattober- und Unterseite eindeutig erkennen.

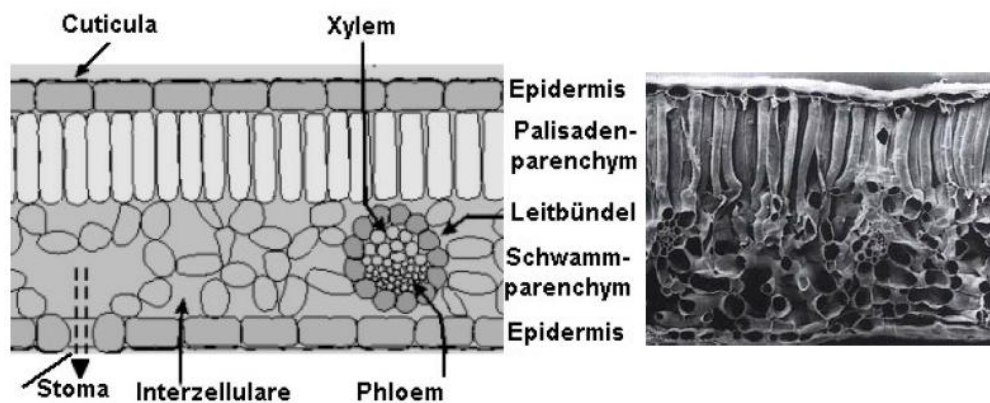


Abb. 3.18: Schematischer Blattquerschnitt eines bifazialen C₃-Blattes (links), REM-Aufnahme eines Laubblattes (rechts) (Smolyar 2003)

Die oberste Zellschicht bildet die Epidermis. Diese ist an der Außenseite von der Cuticula, einer wachsartigen Schicht, überzogen, um vor unkontrolliertem Wasserverlust zu schützen und die strukturelle Festigkeit zu erhöhen. Unterhalb der Epidermis schließt sich das Palisadengewebe an. Es besteht aus länglich geformten Zellen, die eng zueinander senkrecht zur Blattebene angeordnet sind. In diesen Zellen befindet sich eine hohe Anzahl an Chloroplasten, in denen die Prozesse der Photosynthese ablaufen. Unter dem Palisadenparenchym befindet sich das Schwammparenchym, welches durch eine weiträumig zueinander angeordnete Zellstruktur gebildet wird. Neben der mechanischen Elastizität begünstigt diese weiträumige Zellanordnung den Gasaustausch mit den umgebenen Zellen. Die Unterseite des Blattes schließt wiederum mit der Epidermis und der Cuticula ab. Im Gegensatz zur Blattoberseite sind auf der Unterseite in der Epidermis in bestimmten Abschnitten Schließzellen eingelagert, worüber der Gasaustausch mit der

Umgebung außerhalb des Blattes gesteuert wird. Innerhalb der Blattstruktur verlaufen die Leitbündel. Das Xylem des Leitbündels transportiert Wasser und Mineralionen, welche über das Wurzelsystem aufgenommen werden, in die übrigen Bereiche der Pflanze. Das Phloem des Leitbündels verteilt dagegen die Photosyntheseprodukte und eine Vielzahl weiterer gelöster Stoffe innerhalb der Pflanze.

3.2.3 Wasserhaushalt

Wasser reguliert über die Hydratation und Quellung den Zustand der kolloidalen Systeme der Zelle. Es dient als Lösungsmittel für Nährsalze und Photosyntheseprodukte sowie als Transportmedium für den Fern- und Nahtransport der gelösten Stoffe innerhalb der Pflanze. Die gesamten biochemischen Reaktionen am Umsatz der organischen Struktur- und Betriebssubstanzen finden im wässrigen Milieu statt. Dabei werden Wassermoleküle bei unterschiedlichen Umsetzungen des ablaufenden Auf-, Um- und Abbaus von organischen Molekülen benötigt. Allgemein sind Hydrathüllen, die Enzyme und Membranen umgeben, dadurch oft an Stoffwechselprozessen beteiligt (Lösch 2001). Abhängig von Pflanzenart und den Standortbedingungen wird darüber hinaus ein nicht unerheblicher Anteil des Wassers der Pflanze aber auch zur Temperaturregulierung (Kühlung) durch stomatäre Transpiration verbraucht (Strasburger et al. 2008). Neben reinen prozessrelevanten Funktionen hat das Wasser aber auch formgebende und physisch stabilisierende Einflüsse auf die allgemeine Pflanzenstruktur.

Pflanzen bestehen in ihrer Masse zu einem hohen Prozentsatz aus Wasser. Dieser Wert ist je nach Pflanzentyp verschieden und liegt bei Leder- und Hartlaubblättern im Bereich von ca. 60-70 %; mesomorphe Blätter weisen dagegen einen rel. Blattwassergehalt von 70 bis über 90 % auf, sukkulente Blätter bestehen sogar bis zu 98 % aus Wasser (Lösch 2001, Strasburger et al. 2008). Bezogen auf das Volumen hängt der Wassergehalt sehr stark vom zellulären Aufbau des entsprechenden Gewebes ab und ist sehr heterogen über die Pflanzenstrukturen, insbesondere die des Blattes, verteilt. Die der äußeren Epidermis unterlagerte Schicht besteht im Allgemeinen aus großen wasserspeichernden Zellen, die Strukturen im Bereich des Schwammparenchyms weisen aufgrund der für den Gasaustausch großen Interzelluläre dagegen eine deutlich geringere Konzentration von Wasser auf. Die umfassende Bedeutung des Wassers bei allen physiologischen Prozessen und Austauschvorgängen, nicht nur innerhalb des Gewebes, sondern in hohem Maße auch zwischen der Pflanze und ihrer Umwelt, führt dazu, dass mit den Extremen „Überschuss“ und „Mangel“ der Rohstoff Wasser der dominierende Existenz- und Vitalitätsfaktor der Pflanzen ist (Strasburger et al. 2008).

3.2.4 Trockenstress

Der Trockenstress stellt eine besondere Belastung für die Pflanze dar, welche durch einen Mangel an Wasser ausgelöst wird. Dieser Mangel resultiert im Allgemeinen aus zu

geringem Niederschlag bzw. zu geringer Bewässerung. Trockenstress ist aber auch von weiteren Parametern, z.B. der Temperatur, Wasserspeicherfähigkeit (Feldkapazität) des Bodens beeinflusst. Der Anteil des pflanzenverfügbaren Wassers des Gesamtwassergehalts des Bodens ist in Abb. 3.19 für verschiedene Bodenarten dargestellt.

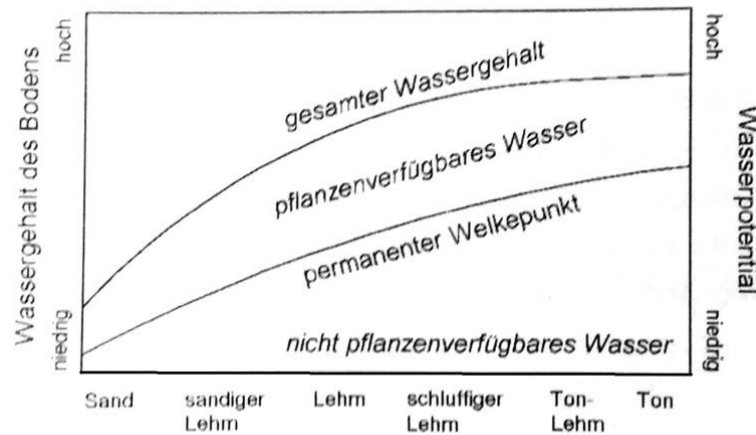


Abb. 3.19: Aufteilung der Feldkapazität in Abhängigkeit von Wassergehalt und Wasserpotential verschiedener Bodenarten (Lösch 2001)

Die für die Pflanze verfügbare Wassermenge ist stark von den strukturellen Eigenschaften des Bodenkörpers abhängig. Entscheidend für den Wasserübergang in die Wurzel ist jedoch ein dahin gerichteter Wasserpotentialgradient, der wiederum vom Wasserpotential der Pflanze, ihres osmotischen Verhältnisses und der Wasserabgabe an die Atmosphäre abhängig ist (Lösch 2001). Kommt es zu einer starken Austrocknung des Bodens, kann das Bodenwasserpotential so weit absinken, dass das Wurzelsystem der Pflanze kein oder nicht mehr ausreichend Wasser aufnehmen kann oder sogar wegen der Umkehr der Wasserpotentialdifferenzen Wasser an den Boden verliert. In der Landwirtschaft wird vereinbarungsgemäß ab einem Bodenpotential von $-1,5\text{MPa}$ vom permanenten Welkepunkt gesprochen, der je nach Pflanzenart irreversible Schädigung der Pflanze zur Folge hat (Strasburger et al. 2008). Wassermangel schädigt durch Dehydrierung der Zellen Enzyme und Funktionsstrukturen (z.B. Membrane) und führt bedingt durch den reduzierten Turgor und damit den passiven Verschluss der Stomata zu einer Behinderung der CO_2 -Zufuhr, so dass nur noch das durch die Atmung freigesetzte CO_2 reassimiliert werden kann. Die Photosynthese und die damit verbundene Energiegewinnung sind damit gestört (Strasburger et al. 2008). Eine durch passiven Verschluss der Stomata verhinderte Transpiration behindert durch ausbleibenden Transpirationssog zudem die generelle Aufnahme und den Weitertransport von Nährstoffen und führt z.B. bei Mangel von Kalzium unmittelbar zur Schädigung von Blättern und Früchten.

Abhängig von der Austrocknungstoleranz führt wiederholter Trockenstress in einer Pflanze zur permanenten Absenkung des osmotischen Potentials, um bei Stress den

Turgorverlustpunkt zu verzögern. Möglich ist auch eine Ausprägung verstärkten Wurzelwachstums und eine Verschiebung der Biomasseverteilung von den Blättern Richtung Wurzel, um das Gleichgewicht zugunsten der Wasseraufnahme zu erhöhen. Dies kann auch durch die Reduktion der Blattfläche in Form von Blattabwurf unterstützt werden (Strasburger et al. 2008, Lösch 2001). Schließlich kann zu intensiver bzw. andauernder Trockenstress zum Absterben der gesamten Pflanze führen.

Kapitel 4

Material

Für die durchgeführten Versuche zur Analyse des Wassergehalts von Pflanzenblättern wurden unterschiedliche Sensorsysteme und Messplätze verwendet. Dies beinhaltet zum einen die Referenzmessung durch den Gravimetrie-Messplatz mittels Feinwaage und Trockenschrank, zum anderen die Messungen durch Spektrosensoren mit ihren speziell für diese Untersuchungen entwickelten Systemanordnungen. Die jeweils verwendete Hardware wird im folgenden Kapitel ausführlich beschrieben und ihre Funktionsweise erläutert. Ebenso wird auf das zu untersuchende Pflanzenmaterial eingegangen und dessen Präparation zur Generierung unterschiedlicher Wassergehalte dargestellt.

4.1 Thermogravimetrie-Messplatz

Die Thermogravimetrie stellte im Rahmen dieser Untersuchungen die Referenzmethode bei der Analyse der Blattwassergehalte der Pflanzen dar. Sie diente dazu, die tatsächlich vorherrschenden Wassergehalte zu ermitteln, die die Grundlage für die späteren Korrelationen der NIR-Spektralanalyse gewesen sind. Der Messplatz zur gravimetrischen Analyse von Wassergehalt des Pflanzenmaterials bestand im Wesentlichen aus zwei Komponenten: einer Feinwaage und einem Trockenschrank.

4.1.1 Feinwaage

Die Feinwaage wurde dazu verwendet, die Masse des Pflanzenmaterials sowohl im Ausgangszustand m_f als auch in getrocknetem Zustand m_t zu vermessen und auf Basis dieser Werte den relativen Masseverlust bezogen auf die Frischmasse m_f zu bestimmen (vgl. Kapitel 1.2.1). Zwischen diesen zwei Messungen fand die eigentliche Trocknung des Materials im Trockenschrank statt, bei dem der vollständige Entzug des Wassers erreicht wurde.



Abb. 4.1: Analyse-Waage PCE-MB100 zur Messung der Frisch- und Trockenmasse der Pflanzenblätter als Grundlage der Referenz-Wassergehaltsanalyse (PCE 2017)

Bei der für die Untersuchungen verwendeten Waage handelte es sich um das Modell PCE-MB100 des Herstellers PCE Instruments GmbH, D-Meschede. Diese Waage besitzt eine Anzeigegenauigkeit von 1 mg bei einer maximalen Probenmasse von 100 g. Die Linearität über den gesamten Messbereich ist dabei mit $< \pm 0,01 \text{ g} / \text{OIML Klasse II}$ angegeben. Da der Klappdeckel im geschlossenen Zustand nahezu vollständig die Messzelle umschließt, wurde bei einer Wiegung der Einfluss von äußeren Luftströmungen, die das Ergebnis verfälschen könnten, möglichst minimiert. Bei diesem Modell handelt es sich um eine Wassergehalt-Analyse-Waage, so dass kleine Proben direkt auf der Waage getrocknet werden könnten. Dazu sind direkt über der Messzelle zwei Halogenstrahler mit je 200 W Aufnahmeleistung installiert. Mittels dieser Strahler lässt sich eine zuvor definierte Trocknungstemperatur für Proben einstellen, die über einen Regelkreis weitestgehend stabil gehalten wird. Dies ist jedoch nur für zuvor zerkleinerte Proben oder Pulver sinnvoll, da Pflanzenblätter sich ohne Fixierung beim Trocknungsvorgang zusammenrollen und somit zu nah an die Wärmequelle geraten könnten, was die Proben temperatur zu sehr erhöhen würde. Daher wurde im Rahmen dieser Untersuchung die Waage ausschließlich für die eigentliche Verwiegung der Feucht- bzw. Trockenmassen verwendet, die eigentliche Trocknung der Proben zwischen den Messungen wurde separat in einem großvolumigen Trockenschrank (Kapitel 4.1.2) durchgeführt.

4.1.2 Trockenschrank

Um den Wassergehalt der Proben exakt bestimmen zu können, mussten diese zwischen den Massenmessungen vollständig getrocknet werden. Dies wurde realisiert, indem den Proben thermische Energie zugeführt wurde, damit die Wassermoleküle vollständig in den gasförmigen Aggregatzustand übergangen. Sie wurden durch die warme Umgebungsluft aufgenommen und somit der Probe vollständig entzogen.

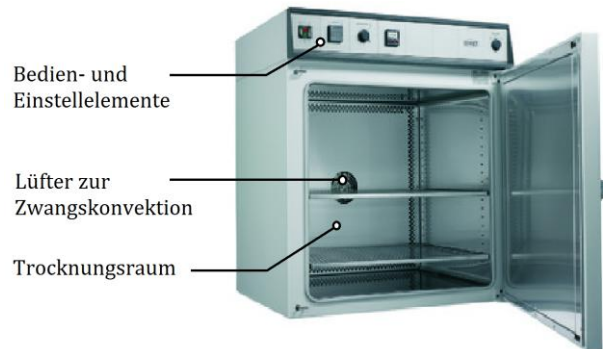


Abb. 4.2: Trockenschrank TK/L 4105 für die Trocknung der Pflanzenproben als Element der gravimetrischen Bestimmung des Wassergehalts (Referenzmessung) (EHRET 2017)

Für dieses Trocknungsverfahren wurde ein Trockenschrank TK/L 4105 der Firma EHRET Labor- und Pharmatechnik GmbH und Co. KG, D-Emmendingen verwendet. Dieser hat einen einstellbaren Temperaturbereich von 5 °C bis 300 °C oberhalb der Raumtemperatur. Die Ist-Temperatur wurde dabei über einen PT-100 Thermo-Widerstand erfasst und über einen Zweipunktregler auf die eingestellte Soll-Temperatur geregelt. Erwärmt wurde die Luft durch elektrische Heizelemente mit einer Gesamtleistung von 2 kW. Durch Zwangskonvektion wurde die erwärmte Luft gleichmäßig im Raum des Trockenschrankes verteilt. Über eine einstellbare Außenöffnung fand dabei ein definierter Gasaustausch mit der Umgebungsluft außerhalb des Trockenschrankes statt, um zu gewährleisten, dass die Raumluft der Proben nicht in den Bereich der Wasserdampfsättigung gelangt.

Für die in diesen Versuchen definierte Trocknung wurde eine Temperatur von 105 °C vorgewählt (vgl. DIN ISO 11465:1996, Liebetrau et al. 2015), die Zwangskonvektion aktiviert und die Außenöffnung auf Stufe zwei eingestellt, um ausreichend Gasaustausch mit der Umgebungsluft zwecks Feuchtigkeitsabgabe zu gewährleisten.

4.2 Hyperspektraler Messplatz

Die Messung der spektralen Zusammensetzung elektromagnetischer Strahlung stellte besondere Ansprüche an die Beschaffenheit des System-Aufbaus, um den Einfluss von Störgrößen auf ein Minimum beschränken zu können. Ein spektrales Messsystem bestand grundsätzlich aus einem Detektor (Spektrometer) und einer definierten Lichtquelle. Im vorliegenden Falle, in dem nicht nur diskrete Einzelwellenlängen gemessen werden sollten, musste die Lichtquelle über den gesamten Messbereich sowohl in örtlicher Dimension als auch in spektraler Hinsicht eine möglichst homogene Strahlungscharakteristik aufweisen. Beim Spektrum bedeutete dies, dass alle Wellenlängen in möglichst konstanter Intensität vorliegen sollten, um den vollen Dynamikbereich des Detektors aussteuern zu können ohne Teilbereiche zu über- oder untersteuern.

Um das zur Spektralmessung des Wassergehalts verwendete bildgebende Spektrometer kalibrieren zu können, wurde für einige der Voruntersuchungen ein Spektrometer, auch häufig „Miniatur-Spektrometer“ oder 1Kanal-Spektrometer genannt, verwendet, welches durch den Hersteller bereits spektralkalibriert worden war und von der spektralen Auflösung und des Spektralbereichs her das bildgebende System übertraf. Dieses Spektrometer fasste im Gegensatz zum bildgebenden Spektralsystem einen örtlichen Detektionsbereich jedoch zu nur einem einzigen Signal zusammen (vgl. Kapitel 3.1.5) und war daher auf punktuelle Messungen begrenzt.

4.2.1 Spektrometer

Für die Kalibrierungsversuche wurde das NIR-Spektrometer NIR-PGS 2.2 des Herstellers Tec5 AG, D-Oberursel, verwendet. Das Spektrometer beinhaltet ein Detektorelement der Firma Zeiss mit einer Pixelanzahl von 256 auf einem InGaAs-Chip. Der zu erfassende Spektralbereich des Systems erstreckte sich von ca. 950 nm bis zu 2150 nm im Nahinfrarotbereich (NIR). Die analogen Spannungen am Sensorelement wurden durch die Auswertelektronik in 15 Bit-Digitalwerte gewandelt.

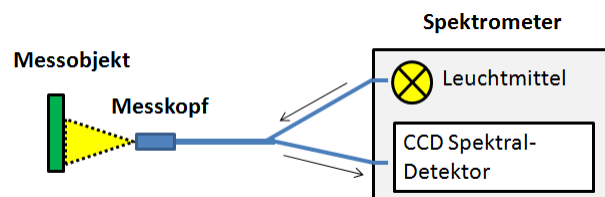


Abb. 4.3: Aufbau des verwendeten Spektrometers NIR-PGS2.2 mit integriertem Leuchtmittel und Messkopfanschluss/ Strahlungstransport über Y-Glasfaserleitung (Skizze)

Als Lichtquelle diente eine 20 W Halogenlampe, die in dem System integriert war. Die Lichtführung von der Lichtquelle zur Probe bzw. von der Probe zum Detektor wurde mittels Glasfaserkabel realisiert, so dass die reale Messfläche (kreisförmiger Ausschnitt) von der numerischen Apertur des Lichtwellenleiters abhängig war. Die Wellenlängengenauigkeit wurde seitens des Herstellers des Sensorelements Carl Zeiss Jena GmbH, D-Jena mit ± 1 nm angegeben. Die spektrale Auflösung $\Delta\lambda$ betrug laut Herstellangaben über den gesamten Detektionsbereich 16 nm (FWHM).

4.2.2 Bildgebendes Spektral-Sensorsystem

Das für die Wassergehaltmessungen verwendete bildgebende Spektrometer konnte im Gegensatz zum punktförmig messenden Standard-Spektrometer die Spektralinformationen zeilenförmig (1-dimensional) örtlich auflösen.

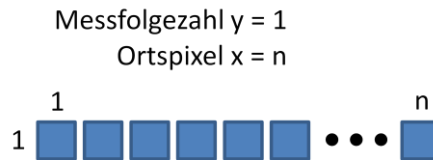
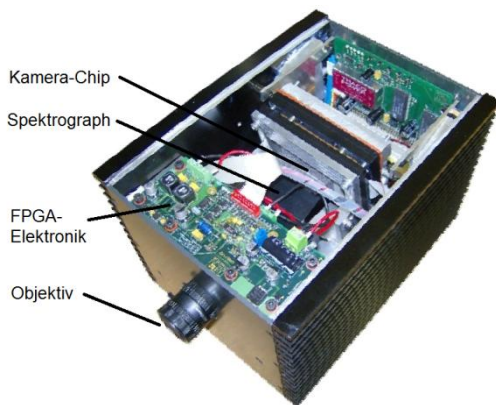


Abb. 4.4: Eindimensionale Spektralmessung durch Zeilenscanner bei Messfolgezahl $y = 1$

Im Rahmen dieser Wassergehaltuntersuchungen wurde das bildgebende Spektrometer (Spectral Imaging System) Helios Core NIR der Firma EVK DI Kerschagl GmbH, A-Raaba verwendet. Dieses System ist seitens des Herstellers für einen Spektralbereich von ca. $0,95\text{-}1,7\ \mu\text{m}$ ausgelegt. Bei dem in diesem System verbauten Flächensensor handelt es sich um einen InGaAS-Kamera-Chip mit einer physikalischen Auflösung von 320×256 Pixel bei einer Pixelfläche von jeweils $30 \times 30\ \mu\text{m}$. Um das thermische Rauschen am Chip konstant gering zu halten, wurde der Sensor-Chip rückseitig durch ein Peltier-Element gekühlt. Die dem Sensor nachgeschaltete Ausleseelektronik ist eine Eigenentwicklung der Firma EVK. Die Digitalisierung der Informationen des CMOS-Chips erfolgte mit einer Auflösung von 12 Bit, so dass die Pixelinformationen im Dezimalsystem durch Werte von 0 - 4095 beschrieben wurden. Als Schnittstelle zur Kommunikation diente das Gigabit-Ethernet, wodurch die Parametrisierung der Kamera sowie der eigentliche Datenaustausch der Bildinformationen realisiert wurden.

Tab. 4.1: Technische Daten - EVK Helios Core NIR



EVK HELIOS CORE NIR	
Schnittstelle	Gigabit Ethernet
Sensor (effektiv)	252×240 Pixel
Auflösung	12 Bit
Spektralbereich	$0,95\text{...}1,7\ \mu\text{m}$
Spaltbreite	$100\ \mu\text{m}$
Max. Bildfrequenz	330 Hz
Objektiv-Brennweite	8 mm
Objektiv-Blende	5,6

Abb. 4.5: EVK Helios Core NIR (mit geöffneter Gehäuseabdeckung),
 Spectral Imaging Sensorsystem inkl. $f/8$ mm Optik

Um mittels Kamerasensor Informationen über die spektrale Zusammensetzung erfassen zu können, bedurfte es einer speziellen Optik. Diese Optik, auch Spektrograph genannt, bestand bei diesem System aus einer Kombination von Gittern und Prismen (PGP Element).

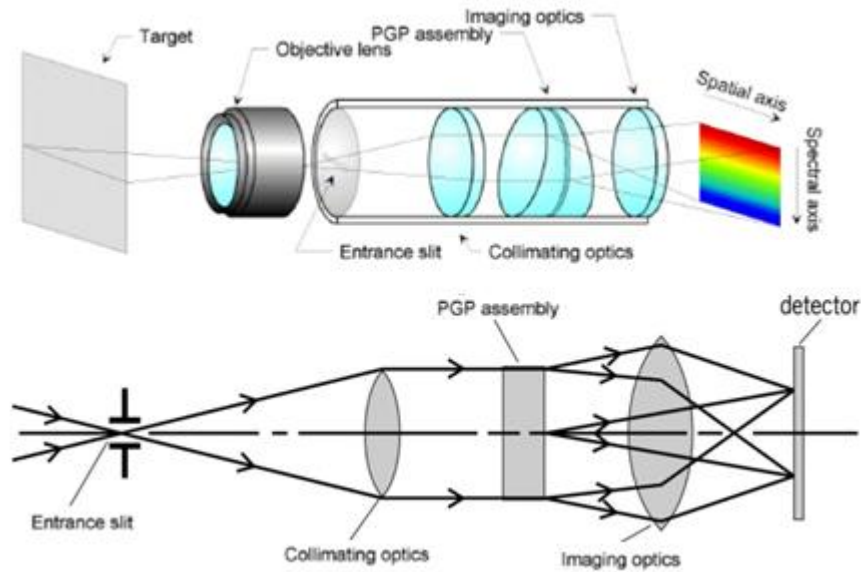


Abb. 4.6: Skizzendarstellung der Funktionsweise des Spektrographen (Sun 2010, geändert)

Der eingesetzte Spektrograph weitete die einfallende elektromagnetische Strahlung in dem Wellenlängenbereich von ca. 960 nm bis 1680 nm in seine Spektralbestandteile auf. Das ausgangsseitig resultierende 2D-Feld, bestehend aus der Orts-Achse der Mess-Zeile (x-Achse) und der Spektral-Achse (z-Achse) des aufgeweiteten Spektrums im NIR-Band, wurde auf einem Kamera-Chip abgebildet.

Das eingesetzte Spectral Imaging System entsprach in seiner Funktion einer Zeilenkamera, die die räumlichen Strukturen in einer einzigen Zeile (1-dimensional) durch 240 örtliche Pixel auflöst. Um die örtliche Auflösung des Scans um eine weitere Orts-Achse in y-Richtung zu erweitern, wurde zusätzlich eine Relativbewegung zwischen Sensorsystem und Messobjekt in Verbindung mit einer seriellen Abfolge von Einzelmessungen notwendig. Durch die entsprechende Messfolgezah wurde die Anzahl der Aneinanderreihungen von zeilenförmigen Einzelmessungen beschrieben.

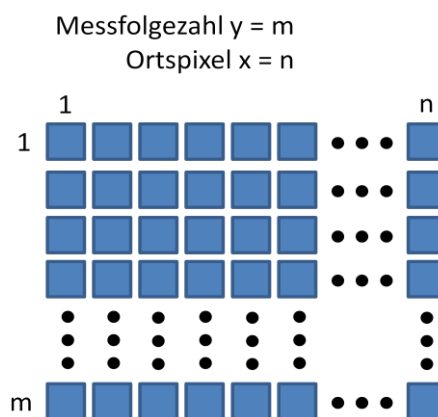


Abb. 4.7: 2-dimensionale Messung durch Zeilenscanner bei Messfolgezah $y > 1$

Erst durch diese Bewegung orthogonal zur Ausrichtung der Messzeile war es möglich, die räumliche Struktur des Messobjekts in eine 2-dimensionale Bildstruktur zu überführen. Dazu musste während der Bewegung eine wiederholte Messung mit definierter Frequenz erfolgen, um so die einzelnen Zeilen zu einer Bildstruktur zusammenfügen zu können. Da sich die Datenstruktur einer einzelnen Zeilenmessung sowohl aus Orts- und Spektralinformationen zusammensetzte, bestand die daraus resultierende Datenstruktur durch das Zusammensetzen der einzelnen Zeilen folglich aus 3 Dimensionen. Dieser Datenwürfel, bestehend aus örtlichen Informationen in x- und y-Richtung (entsprechend der Zeilen- und Bewegungsrichtung) kombiniert mit der Spektralinformation zu jedem dieser Ortspunkte, wurde, wie allgemein gültig, als „Hyperspectral Cube“ (HSC) bezeichnet, und enthielt im Rahmen dieser Messungen die gesamten durch das Sensorsystem aufgezeichneten Information für die anschließende Auswertung.

4.2.3 Labormessplatz (Versuchsreihe 1)

Die Relativbewegung zwischen Sensorsystem und Messobjekt wurde bei Versuch 1 im Labor durch ein Linearsystem realisiert, welches das Messobjekt bewegte. Dieses Linearsystem wurde durch einen Motor angetrieben. Mittels Zahnrad und Riementrieb wurde die rotatorische Bewegung des Motors in eine lineare Bewegung umgesetzt. Der Zahnriemen war mit einer Plattform gekoppelt, in der das zu messende Objekt positioniert werden konnte. Als elektrischer Antriebsmotor wurde ein Schrittmotor installiert, der sowohl einen gleichförmigen Vorschub der Plattform ermöglichte, aber auch diskrete Einzelschritte umsetzen konnte, um z.B. exakt vordefinierte Positionen anfahren zu können. Die Ansteuerung der Motor-Leistungselektronik erfolgte über eine USB-Kommunikation, wodurch sämtliche erforderlichen Antriebsparameter (z.B. Geschwindigkeit, Wegstrecke) exakt vorgegeben werden konnten.

Das Spectral Imaging System war oberhalb der Plattform in vertikaler Ausrichtung angebracht worden. Die Höhe von 800 mm und die verwendete Optik mit einer Brennweite von $f=8$ mm wurde so gewählt, dass die Messzeile des Sensors exakt die Breite der Plattform erfasste.

Als Strahlungsquelle für die aktive Beleuchtung des Messobjekts wurden Halogenscheinwerfer verwendet. Halogenleuchtmittel emittieren im Gegensatz zu LEDs, Xenon-Brennern und Leuchtstoffmitteln ein kontinuierliches Spektrum ähnlich eines sog. „schwarzen Strahlers“ und besitzen auch im nahen Infrarot-Bereich eine ausreichend hohe Strahlungsintensität.

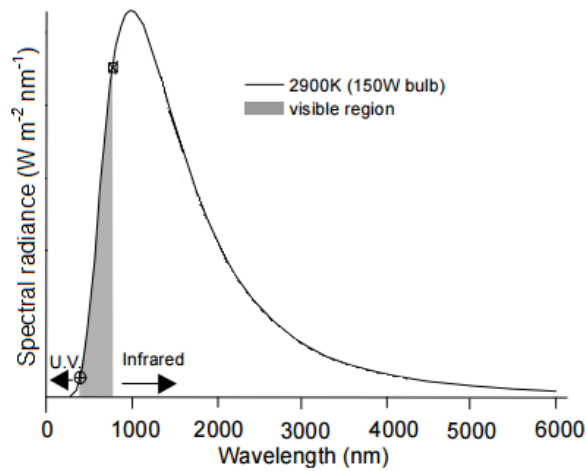


Abb. 4.8: Optisches Emissionsspektrum von Halogenlampen
(MacIsaac et al. 1999, geändert)

Am Labormessplatz wurden zwei Halogenscheinwerfer seitlich des Sensorsystems angebracht und vertikal auf die Plattform ausgerichtet. Die Reflektoren dieser Scheinwerfer fokussierten die Strahlung annähernd so, dass eine zeilenförmige Ausleuchtung der Plattform unterhalb des Sensorsystems erreicht wurde. Die Aufnahmeleistung der installierten Beleuchtung betrug insgesamt ca. 130 Watt (2x 65 W) bei einer Gleichspannung von 12 Volt.

Zur spektralen Reflexionsmessung wurden die Pflanzen in eine mit lehmigem Sand gefüllte Messschale des Linearsystems umgepflanzt. Um eine bessere automatisierte Auswertbarkeit zu erreichen, wurde darauf geachtet, dass die Pflanzenblätter möglichst wenig überlappten und annähernd horizontal ausgerichtet waren, damit die für die Spektralanalyse verwertbare Blattfläche maximal war. Bei einer Messung hatte sich jeweils eine einzelne Pflanze in der Messschale befunden.

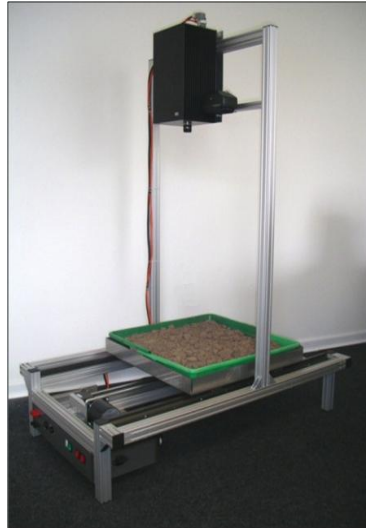


Abb. 4.9: Spectral Imaging Messsystem (Labor) bestehend aus elektrisch angetriebenem Linearführungssystem, Messschale mit Erdssubstrat zur Pflanzenaufnahme, Beleuchtungseinheit und Spektralsensor

Während einer Messung bewegte sich die Messschale, angetrieben über das Schrittmotor-gesteuerte Linearsystem, mit einer Geschwindigkeit von ca. $0,1 \text{ m s}^{-1}$ translatorisch unter dem Sensorsystem. Die vom Objekt reflektierte Strahlung wurde während der Bewegung zeilenweise mit einer konstanten Bildfolgefrequenz von 50 Hz aufgenommen.

4.2.4 Fahrgestell-Messplatz (Versuchsreihe 2)

Bei Versuch 2 wurde das Spektral-Messsystem, bestehend aus Sensorsystem, Beleuchtungseinheit und Rechner, auf einer mobilen Fahreinheit aufgebaut. Die Fahreinheit wurde motorisch angetrieben, wodurch es möglich war, die gesamte Messanordnung mit konstanter Geschwindigkeit über die Pflanzen zu verfahren und dadurch die erforderliche Relativbewegung zwischen Sensor und Messobjekt zu realisieren. Die Steuerung erfolgte über einen PC, durch den die Geschwindigkeit, wie bei den Messungen zuvor (siehe Versuch 1), auf ca. $0,1 \text{ m s}^{-1}$ festgelegt wurde.



Abb. 4.10: Spectral Imaging Messsystem (Fahrgestell-Messplatz) bestehend aus einem motorisch angetriebenen Fahrgestell, Beleuchtungseinheit und Spektralsensor

Der Fahrgestell-Messplatz wurde von der Anordnung des Sensors und der Beleuchtung her identisch mit der des Messplatzes für die vorherige Messreihe ausgelegt. Dieses betraf sowohl den mittleren Abstand zwischen Sensorsystem und den Pflanzen als auch die geometrische Ausrichtung der Beleuchtungseinheiten wie Höhe, Winkellage und Abstand zueinander. Damit sollte der Einfluss der Konstruktion des Messplatzes möglichst ausgeschlossen werden. Zur spektralen Reflexionsmessung wurden die Pflanzen wiederum kurz vor der Messung in das mit lehmigem Sand gefüllte Längsbeet umgepflanzt. Um eine bessere automatisierte Auswertbarkeit zu erreichen, wurde auch hier darauf geachtet, dass die Pflanzenblätter möglichst wenig überlappten und annähernd horizontal ausgerichtet waren, damit die für die Spektralanalyse verwertbare Blattfläche maximal war. Bei einer Messung befand sich jeweils eine einzelne Pflanze im Längsbeet. Die vom Objekt reflektierte Strahlung wurde während der Bewegung zeilenweise mit einer Bildfolgefrequenz von 50 Hz aufgenommen.

4.2.5 Gewächshaus-Messplatz (Versuchsreihe 3)

Für einen Einsatz im Gewächshaus wurde bei Versuch 3 die gesamte Sensoranordnung bestehend aus Sensorsystem, Beleuchtungseinheit und Rechner an einer hängenden Aluminiumkonstruktion befestigt, die an einem Schlittensystem installiert war. Dieses Schlittensystem wurde in etwa 2,5 m Höhe oberhalb der Pflanzen im Gewächshaus angebracht. Dadurch war es möglich, die gesamte Messanordnung über die Pflanzen zu verfahren, um die erforderliche Relativbewegung zwischen Sensor und Messobjekt zu realisieren. Das Schlittensystem wurde mittels Kette durch einen elektrischen Motor mit entsprechender Leistungselektronik angetrieben (siehe Hemming 2000). Die Steuerung erfolgte wiederum über einen PC, worüber die Geschwindigkeit des Schlittensystems, wie bei den Messungen zuvor, auf ca. $0,1 \text{ m s}^{-1}$ festgelegt wurde.



Abb. 4.11: Messplatz zur Messung des Wassergehalts von Brokkoli-Pflanzen im Gewächshaus am BGT Hannover (links), EVK Helios Core Sensor- und Beleuchtungsanordnung in der Zentralfähigung mit Lichtvorhang zu Reduzierung von Fremdlichteinflüssen

Der Messplatz im Gewächshaus wurde von der Anordnung des Sensors und der Beleuchtung her identisch mit der des Messplatzes für die vorherigen Messreihen ausgelegt. Dieses bezog sich sowohl auf den mittleren Abstand zwischen Sensorsystem und den Pflanzen als auch auf die geometrische Ausrichtung der Beleuchtungseinheiten wie Höhe, Winkellage und Abstand zueinander. Damit sollte der Einfluss der Konstruktion des Messplatzes möglichst ausgeschlossen werden. Da das Gewächshaus keine Abschattungsanlage aufwies, die eine starke Beleuchtung von außen verhindert hätte, wurde um das gesamte Messsystem ein Lichtvorhang aus schwarzer PVC-Folie angebracht. Diese verhinderte den direkten Einfall von Sonnenlicht auf die Messzeile und reduzierte damit im hohen Maße den Einfluss von Fremdlicht (Umgebungsbeleuchtung) anderer spektraler Zusammensetzung als die der eingesetzten Halogenbeleuchtung. Um eine bessere automatisierte Auswertbarkeit zu erreichen, wurde darauf geachtet, dass die Pflanzenblätter möglichst wenig überlappten und annähernd horizontal ausgerichtet waren, damit die für die Spektralanalyse verwertbare Blattfläche maximal war. Die Pflanzen verblieben bei der Messung an ihrer Position, in der sie zuvor im Gewächshaus im sandigen Boden kultiviert worden waren; benachbarte Pflanzenstrukturen wurden jedoch aus dem Sichtbereich des Messsystems zuvor entfernt. Die vom Objekt reflektierte Strahlung wurde während der Bewegung zeilenweise mit einer Bildfolgefrequenz von 50 Hz aufgenommen.

4.3 Pflanzenmaterial

Für alle im Folgenden beschriebenen Untersuchungen wurde die Gemüsepflanze Brokkoli (*Brassica oleracea* convar. *botrytis*) verwendet. Brokkoli (von italienisch broccoli: „Kohlsprossen“) ist eine Kohlart aus der Familie der Kreuzblütler und eng mit dem Blumenkohl verwandt. Allgemein stellt der Gemüsekohl (*Brassica oleracea*) eine

wirtschaftlich hohe Bedeutung in der Gemüseproduktion und in der Ernährung dar (Krug et al. 2002, Schmidt & Bancroft 2011).

Die Eignung dieser Pflanze für die Spektraluntersuchung des Blattwassergehalts ergibt sich in erster Linie daraus, dass Brokkoli eine Pflanze ist, die relativ große Blätter mit einem kompakten Längen-Seiten-Verhältnis ausprägt. Eine möglichst waagerechte Blattlage mit geringem Überlappungsgrad untereinander war ebenfalls ein wichtiges Kriterium für die Anwendbarkeit der bildgebenden Spektralanalyse, um die Datenaufnahme und die anschließende automatisierte Blattsegmentierung zu erleichtern. Auch die vertikale Lage der Blätter auf annähernd einem Höhenniveau war bei der kamerabasierten Auswertung in Bezug auf die Fokussierung von großem Vorteil.

Um bei der Spektralanalyse eine große Streuung von morphologischen Pflanzenparametern abzudecken, wurden insgesamt drei verschiedene Versuche mit Brokkolipflanzen unterschiedlicher Wachstumsstadien verwendet. Ziel war es, die Parameter Blattfläche und Blattdicke und die damit verbundene Variation der Blattstruktur zu erfassen, um deren Einfluss auf die Spektralmessung bewerten zu können. Die Pflanzen wurden für drei Versuche mit jeweils unterschiedlicher Dauer im Gewächshaus vorgezogen. Die Temperatur im Gewächshaus betrug etwa 15 bis 20 °C. Die Aufzucht fand unter natürlicher Beleuchtung in kleinen Vorzucht- bzw. Pflanzenschalen (Saatschale / 10er Topf) statt.

Tab. 4.2: Versuchs- und Pflanzenparameter der Brokkoli-Pflanzen für Versuch 1, 2, 3

	VERSUCH 1	VERSUCH 2	VERSUCH 3
Pflanzung	02/2011	02/2012	02/2013
Vegetationsdauer	6 Wochen	10 Wochen	14 Wochen
Trocknungszeitraum	1 Woche	2 Wochen	4 Wochen
Pflanzenanzahl	36	77	31
Gesamtblätter	130	398	170
Ø Blattanzahl	3,6	5,2	5,5

VERSUCH 1: Für den Versuch Nr. 1 wurden die Brokkolipflanzen unter konventioneller Wasser- und Nährstoffversorgung in kleinen Saatschalen kultiviert. Die Vegetationsdauer bis zum Versuchsbeginn betrug sechs Wochen. Die Pflanzen erreichten bis zu diesem Zeitpunkt im Mittel das 4-Blatt Stadium bei einer Wuchshöhe von ca. 6 cm.



Abb. 4.12: Brokkolipflanze in Messschale, Versuch 1, Vegetationsdauer 6 Wochen

Die Versuchsdauer zur Erzeugung des Wasserstresses betrug ca. eine Woche, in der die Pflanzen nicht mehr bewässert wurden. Während dieser Zeit wurden sie nach und nach spektral vermessen. Zur Spektralmessung wurde jede Pflanze einzeln in die Messschale des Labormessplatzes umgesetzt. Als Vorbereitung zur Messung wurden unmittelbar vor der eigentlichen Messaufnahme kleine, nicht vollständig entwickelte Blätter manuell entfernt.

VERSUCH 2: Für den Versuch Nr. 2 wurden die Brokkolipflanzen unter konventioneller Wasser- und Nährstoffversorgung etwa sechs Wochen lang in kleinen Saatschalen kultiviert. Anschließend wurden diese in 10er Töpfe umgesetzt und weitere vier Wochen lang kultiviert, so dass diese Pflanzen eine gesamte Vegetationsdauer von zehn Wochen aufwiesen. Die Pflanzen erreichten bis zu diesem Zeitpunkt im Mittel das 5-Blattstadium bei einer Wuchshöhe von ca. 20 cm.



Abb. 4.13: Brokkolipflanze in Messschale, Versuch 2, Vegetationsdauer 10 Wochen

Die Versuchsdauer zur Erzeugung des Wasserstresses betrug ca. zwei Wochen, in denen die Pflanzen nicht mehr bewässert wurden. Während dieser Zeit wurden sie nach und nach spektral vermessen. Zur Spektralmessung wurde jede Pflanze einzeln in die Messschale des Fahrgestell-Messplatzes umgesetzt. Als Vorbereitung zur Messung wurden unmittelbar vor der eigentlichen Messaufnahme kleine, nicht vollständig entwickelte Blätter manuell entfernt.

VERSUCH 3: Für den Versuch Nr. 3 wurden die Brokkolipflanzen unter konventioneller Wasser- und Nährstoffversorgung etwa sechs Wochen lang in kleinen Saatschalen kultiviert. Anschließend wurden diese in einem Gewächshaus als Erdkultur weitere acht Wochen lang kultiviert, so dass diese Pflanzen eine gesamte Vegetationsdauer von 14 Wochen aufwiesen. Die Pflanzen erreichten bis zu diesem Zeitpunkt im Mittel das 8-Blattstadium bei einer Wuchshöhe von ca. 35 cm.



Abb. 4.14: Brokkolipflanze im Gewächshausboden, Versuch 3, Vegetationsdauer 14 Wochen

Die Versuchsdauer zur Erzeugung des Wasserstresses betrug ca. vier Wochen, in denen die Pflanzen nicht mehr bewässert wurden. Während dieser Zeit wurden sie nach und nach spektral vermessen. Die Spektralmessung der Einzelpflanzen fand direkt im Gewächshaus statt. Als Vorbereitung zur Messung wurden unmittelbar vor der eigentlichen Messaufnahme kleine, nicht vollständig entwickelte Blätter manuell entfernt.

Kapitel 5

Methoden

5.1 Gravimetrische/ manuelle Referenzmessung

Die Methode der thermogravimetrischen Bestimmung des Wassergehalts (siehe Kapitel 1.2.1.1) stellte im Rahmen dieser Arbeit die Referenzmessung in Bezug auf die Ermittlung des Wassergehalts der Blätter dar. Die Bestimmung des Wassergehalts beruhte bei diesem Verfahren auf der Masseänderung der Probe in Abhängigkeit der Zeit durch das Entweichen des Wassers in die umgebende Luft. Da Wasser im Gegensatz zu anderen in organischen Strukturen vorkommenden Elementen bereits bei Temperaturen oberhalb von etwa 100 °C (bei Standarddruck von 1013 hPa) im gasförmigen Aggregatzustand vorliegt, bedingte eine Erwärmung der Probe in Kombination mit warmer, trockener Umgebungsluft eine schnelle Austrocknung der Probe. Der sich dadurch einstellende Massenverlust war dabei fast ausschließlich auf das Entweichen des Wassers aus der Probe zurückzuführen. Der zusätzliche Gewichtsverlust durch das Entweichen anderer in der Probe ebenfalls enthaltenden flüchtigen Elemente wurde aufgrund deren geringen Konzentration im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet.

Zur Bestimmung des Wassergehalts wurde die Masse jeder Probe vor der Trocknung in ihrem Ausgangszustand (Feuchtmasse m_f) durch die Feinwaage (PCE MB-100) bestimmt. Die Probe wurde im Anschluss durch Einbringen thermischer Energie getrocknet. Die thermische Energie wurde den Proben im Rahmen dieser Arbeit durch den Trockenschrank (EHRET TK/L 4105) indirekt durch elektrische Heizelemente zugeführt. Durch Zwangskonvektion wurde die auf 105 °C erwärmte Luft gleichmäßig im Raum verteilt und über eine einstellbare Außenöffnung (Stufe 2) ein definierter Gasaustausch mit der Umgebungsluft eingestellt. Nach Eintreten der Gewichtskonstanz, welche bei Voruntersuchungen durch Zwischenwägungen überprüft und für die hier beschriebenen Versuche mit max. 24 Stunden festgelegt wurde, wurde die Masse der getrockneten Probe (Trockenmasse m_t) wiederholt gemessen. Um den Einfluss einer Auftriebsentwicklung der

Blattprobe durch Luftzirkulationen aufgrund hoher Temperaturgradienten der Probe zur Umgebungsluft zu minimieren, wurden die Proben unmittelbar vor der Messung wieder auf Umgebungstemperatur abgekühlt. Die Berechnung des Ausgangswassergehalts RWC der Probe erfolgte daraufhin gemäß Gleichung 1.1 aus Kapitel 1.2:

$$\text{RWC} = \frac{m_f - m_t}{m_f} \cdot 100 \%$$

1.1 | RWC: relativer Wassergehalt im Ausgangszustand
 m_f : Feuchtmasse
 m_t : Trockenmasse

Der so bestimmte relative Wassergehalt RWC gab dabei das prozentuale Verhältnis der Wassermasse zu der ursprünglichen Gesamtmasse im feuchten Ausgangszustand der Probe an und konnte demzufolge Werte zwischen 0 und 100 % annehmen. Da dieses Messverfahren die vollständige Trocknung der Probe voraussetzte, handelte es sich bei der hier beschriebenen Verwendung von organischen Proben um ein zerstörungsbehaftetes Verfahren. Eine wiederholte Messung desselben Pflanzenmaterials war dadurch nicht möglich.

Manuelle Blattdickenbestimmung

Direkt vor der eigentlichen gravimetrischen Vermessung wurde bei allen Blättern die Blattdicke bestimmt. Dies geschah mittels eines Stahl-Messschiebers. Dazu wurde dieser im Winkel von 90° zur Blatthauptachse in einer Höhe von etwa der Hälfte der Blattlänge bis kurz vor das Hauptleitbündel geführt und mit leichtem Druck zusammengeführt (Abb. 5.1).

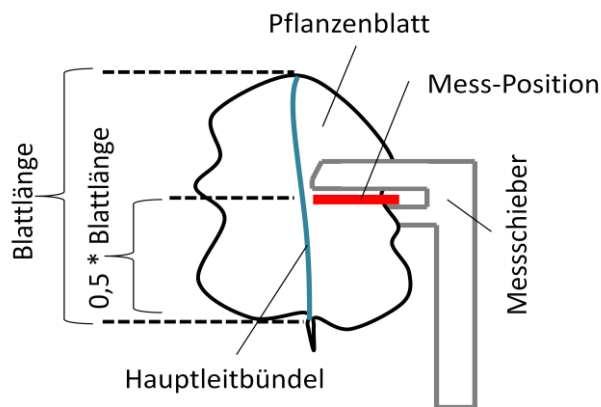


Abb. 5.1: Messprinzip zu Bestimmung der Blattdicke (Skizze)

Die Blattdicke wurde manuell abgelesen und der entsprechenden Blattnummer einer jeden Versuchs-Gruppe zugeordnet.

5.2 Charakterisierung des Spektralsystems

Das bildgebende Spektral-Messsystem bestand aus einer Vielzahl von Einzelkomponenten, deren Zusammenwirken eine komplexe Beeinflussung untereinander zur Folge hatte. Eine

der Schlüsselkomponenten stellte der Sensor selbst, eine NIR-Kamera, dar, die im Spektralsystem Helios Core verbaut wurde. Zusammen mit dem Spektrographen, der verwendeten Optik und der installierten Beleuchtungsquelle wurde sowohl die spektrale als auch die örtliche Auflösung des Gesamtsystems festgelegt. Diese sich ergebenden Systemeigenschaften wurden daher speziell im Rahmen dieser Untersuchung erfasst, um die Qualität der Messungen bewerten zu können.

5.2.1 Dunkelstrom

Allgemein generiert jeder Kamera-Chip auch ohne Einfallen von Licht elektrische Ladungen, die eine ungewollte Störung des aufgenommenen Bildes zu Folge haben. Dieser sog. Dunkelstrom entsteht durch Bildung freier Ladungsträger innerhalb der Sensorfläche oder im Bereich der elektrischen Verstärker, die infolge thermischen Einflusses anstatt durch das Auftreffen von Photonen generiert werden.

Da dieser Einfluss generell stark temperaturabhängig ist, wurde der in dieser Arbeit verwendete Kamerachip temperaturstabilisiert. Um den Gleichanteil von dem Nutzsignal bei der Spektralmessung trennen zu können, war es im Vorfeld erforderlich, den Dunkelstrom des Chips unter Messbedingungen zu bestimmen.

Dazu wurden $n = 1000$ Einzelbilder mit verschlossenem Objektiv aufgenommen, so dass während der Messung keine Photonen in die Optik des Systems gelangen konnten. Da es sich bei diesem Chip um einen Flächensensor handelte, musste auch eine 2-dimensionale Betrachtung (x -, z -Koordinate) dieser Störgröße erfolgen.

Der Gleichanteil des Dunkelstroms entsprach dem Mittelwert \bar{X} der jeweiligen Chip-Koordinate (x, z) und berechnete sich aus den Einzelwerten X nach:

$$\bar{X}_{x,z} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_{i,x,z}$$

5.1

$\bar{X}_{x,z}$: Mittelwert an Position x, z
n : Stichprobenumfang
$X_{i,x,z}$: Merkmalsausprägung am i -ten Element

5.2.2 Rauschen

Der größte Anteil am Rauschen, das sog. thermische Rauschen, entsteht allgemein durch zufällige Generierung von Ladungsträgern innerhalb der Sensorfläche oder im Bereich der elektrischen Verstärker. Dabei kommt es zu Änderungen im Signal trotz konstanter zu messender Größe. Neben dem thermischen Rauschen gibt es noch weitere Effekte, wie z.B. das Schrot-, Photonen- oder das Quantisierungsrauschen (Saleh et Teich 2008), die aber nur eine untergeordnete Rolle spielen und daher nicht gesondert betrachtet wurden.

Um das thermische Rauschen des Systems quantifizieren zu können, wurde das Objektiv vor Lichteinfall geschützt und 1000 Dunkelbilder aufgenommen. Auf Basis dieser Bilder wurde unter Verwendung der Standardabweichung das Rauschen bestimmt.

$$\sigma_{x,z} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_{i,x,z} - \bar{X}_{x,z})^2} \quad 5.2 \quad \left| \begin{array}{l} \sigma_{x,z}: \text{Standardabweichung an Position } x,z \\ n: \text{Stichprobenumfang} \\ X_{i,x,z}: \text{Merkmalsausprägung am } i\text{-ten Element} \\ \bar{X}_{x,z}: \text{Mittelwert} \end{array} \right.$$

5.2.3 Ortskalibrierung

Um den zu messenden Bildausschnitt durch den Spektrographen auf den Kamerachip projizieren zu können, war ein sammelndes optisches System, ein sog. Objektiv, notwendig. Als Standardobjektiv wurde das Spektralsystem mit einem Objektiv mit $f = 8$ mm Brennweite ausgerüstet. Durch folgende Gleichungen (Schröder 1990) ergab sich die theoretische Zeilenbreite des Messsystems in Bezug auf die installierte Sensorhöhe $c = 800$ mm (Distanz zwischen Messsystem und Objektoberfläche) entsprechend der Messanordnung.

$$\alpha = 2 \cdot \tan^{-1} \left(\frac{d}{2 \cdot f} \right) \quad 5.3 \quad \left| \begin{array}{l} \alpha: \text{Bildöffnungswinkel} \\ d: \text{Sensorbreite (x-Achse)} \\ f: \text{Brennweite} \end{array} \right.$$

$$b = c \cdot \sin \alpha \quad 5.4 \quad \left| \begin{array}{l} b: \text{Zeilenbreite} \\ c: \text{Objektstand} \\ \alpha: \text{Bildöffnungswinkel} \end{array} \right.$$

Auf Basis der Zeilenbreite ließ sich die Pixelbreite $b_{p,x}$ und damit idealisiert (etwaige Verzerrung der Optik etc. waren hierbei unberücksichtigt) ein Maß für die kleinste zu detektierbare Objektstruktur in x-Richtung berechnen.

$$b_{p,x} = \frac{b}{n_x} \quad 5.5 \quad \left| \begin{array}{l} b_{p,x}: \text{Pixelbreite (x-Achse)} \\ b: \text{Zeilenbreite} \\ n_x: \text{Pixelanzahl (x-Achse)} \end{array} \right.$$

Da die geometrischen Abstände zwischen den einzelnen optischen Systemen Objektiv, Spektrograph und Kamerachip nicht exakt bekannt waren und auch die Dimensionen der Sensorfläche des Kamerachips nur näherungsweise bekannt waren, wurden die Abbildungsparameter Zeilenbreite und Auflösungsvermögen sowie Zeilendicke experimentell bestimmt. Der Versuchsaufbau sowie die Parameter des Messsystems entsprachen dabei denen für die Pflanzenvermessungen (vgl. Kapitel 4.2.2/4.2.3, Seite 59).

Zur Messung der Zeilenbreite wurde ein kontrastreiches Objekt (Kontrastobjekt 1) auf Höhe der Zeile langsam seitlich von außen in das Sichtfeld der Messzeile eingeführt (Abb. 5.2). Der Intensitätssprung der Reflektanz an den äußersten Pixeln (1, 240) zeigte auf, wann sich das Kontrastobjekt im Sichtfeld befand.

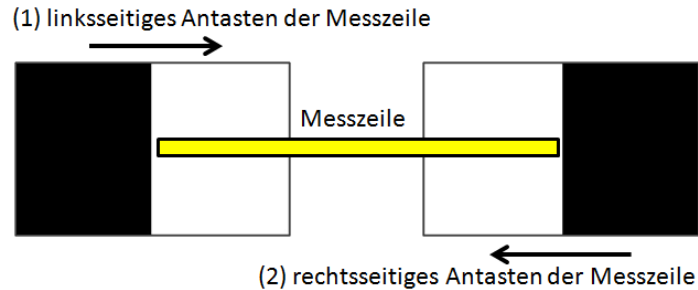


Abb. 5.2: Bedrucktes DIN-A4 Papier (schwarz/weiß) als Kontrastobjekt 1 zur experimentellen Bestimmung der realen Zeilenbreite im definierten Messabstand

Der geometrische Abstand zwischen den Positionen beider Intensitätssprünge seitlich der Messzeile wurde manuell gemessen und repräsentiert die experimentelle Breite b der Messzeile. Die daraus abzuleitende Größe für die reale Pixelbreite $b_{p,x}$ wiederum konnte gemäß Gleichung 5.5 invers berechnet werden.

Das reale Auflösungsvermögen für kleine Strukturen war jedoch nicht nur von der Pixelauflösung der Zeilenbreite, sondern auch maßgeblich von der Güte der optischen Elemente zwischen Objekt und Sensorfläche abhängig. Daher wurde diese Größe ebenfalls experimentell bestimmt. Dazu wurde ein weiteres Objekt (Kontrastobjekt 2) verwendet, das unterschiedlich feine Strukturen mit hohem Kontrast aufwies.

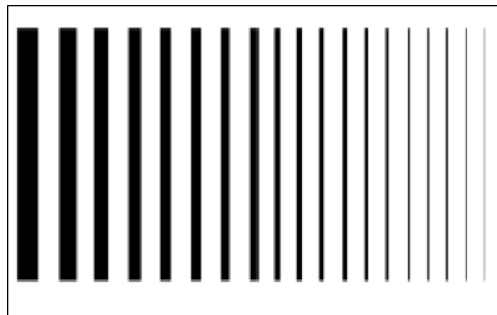


Abb. 5.3: Bedrucktes DIN-A4 Papier als Kontrastobjekt 2 zur experimentellen Bestimmung des Auflösungsvermögens im definierten Messabstand

Dieses Objekt wurde exakt 90° quer zur Sensorzeile positioniert und die Reflektanz am Sensorsystem ausgewertet. Zur Beurteilung des Auflösungsvermögens feiner Strukturen wurde die Modulationstransferfunktion (Hecht 2001) angewendet.

$$MTF_i = \frac{BK_i}{OK_i}$$

5.6 | MTF_i : Modulationsübertragungsfunktion
 BK_i : Bildkontrast in Richtung i -Achse
 OK_i : Objektkontrast in Richtung i -Achse
 i : Bezug zur y - oder x -Achse

Der Kontrast (schwarz/weiß) des Kontrastobjekts war unabhängig von der Strukturbreite konstant, lediglich die Breite der Strukturen auf dem Objekt verringerte sich von 12,5 mm auf 0,5 mm.

Zur Messung der Zeilendicke, also die Ausprägung der Messzeile in y -Richtung, wurde wiederum ein kontrastreiches Objekt (Kontrastobjekt 1) verwendet. Dieses wurde mit dem Kontrastsprung etwa auf Höhe des Messbereichs exakt parallel zur Messzeile positioniert und langsam mittels Motorantriebs im 1/16 Mikroschrittbetrieb mit geringer Geschwindigkeit ($0,01 \text{ m s}^{-1}$) durch das Sichtfeld der Messzeile bewegt (Abb. 5.4).

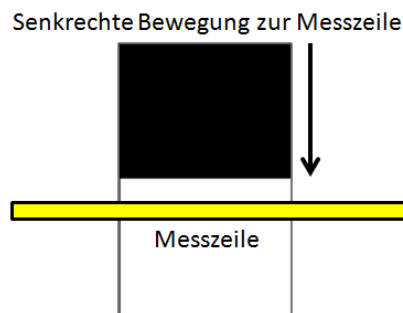


Abb. 5.4: Bedrucktes DIN-A4 Papier (schwarz/weiß) als Kontrastobjekt 1 zur experimentellen Bestimmung der realen Zeilendicke im definierten Messabstand

Der Intensitätssprung der Reflektanz in Zeilenmitte wurde dabei in Abhängigkeit des Verfahrenswegs aufgezeichnet und ausgewertet. Unter Verwendung von Gleichung 5.6 wurde der Kontrast am Übergang von schwarz/weiß ausgewertet und in den Grenzen zwischen 10 % und 90 % als Zeilendicke definiert.

5.2.4 Spektralkalibrierung

Die von dem Spektral Imaging System übertragenen Messdaten pro Bildaufnahme waren insgesamt 60480 digitalisierte Intensitätswerte bezogen auf die effektive Sensorauflösung von 240 Ortszeilen (x -Achse) und 252 Spektralzeilen (z -Achse). Dabei gab es keinerlei direkte Zuordnung zwischen den Spektralphixeln zu den realen Wellenlängen. Da diese Zuordnung direkt von der Güte, der Fertigungs- und Positionierungsgenauigkeiten der optischen Komponenten abhing, wurde diese experimentell bestimmt und eine Korrelationsfunktion aufgestellt.

Dazu wurden lichtemittierende Dioden (LEDs) im Vorfeld durch das spektral kalibrierte NIR-Miniatur-Spektrometer NIR-PGS 2.2 des Hersteller Tec5 AG, D-Oberursel (vgl. Kapitel

4.2.1) vermessen und deren exakte Peak-Wellenlänge bestimmt. Diese LEDs wurden als Lichtquelle im Bereich der Messzeile des Spektral Imaging Systems positioniert. Das dabei aufgenommene Intensitätsbild des Sensors wurde anschließend ausgewertet, indem die Spektralzeilen mit größter Intensität identifiziert und den realen Wellenlängen aus der Referenzmessung gegenübergestellt wurden.

$$\sum_{i=1}^n (y_i - (m \cdot x_i + b))^2$$

→ *Minimum!*

5.7 | n : Anzahl der Messwerte
 y_i : Referenzwert
 m : Steigung der Geradenfunktion
 x_i : Messwert
 b : y-Achsenabschnitt der Geradenfunktion

Unter Verwendung der linearen Regression mit der Methode zur Bestimmung der kleinsten Fehlerquadrate wurde die spektrale Kalibrierfunktion berechnet.

Neben der spektralen Kalibrierung und der damit verbundenen Wellenlängengenauigkeit war die spektrale Auflösung eine weitere entscheidende Größe des bildgebenden Spektralsystems. Diese war unter anderem abhängig von der Spaltbreite am Spektrographen, der Güte des Objektivs und der lichtbrechenden und -beugenden Elemente (PGP) des Spektrographen. Nicht zuletzt war die Pixelauflösung des Sensors ein limitierender Faktor der möglichen Spektralauflösung. Die spektrale Auflösung ließ sich experimentell bestimmen, indem das Sensorsystem mit einer Lichtquelle sehr geringer Spektralbreite beaufschlagt wurde. Als Lichtquelle wurde daher ein Laser verwendet, der nach Herstellerangaben eine Bandbreite von 1 nm (FWHM) bei einer Peak-Wellenlänge von 1454 nm aufwies.

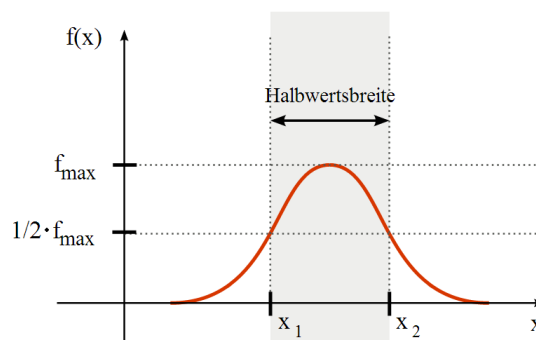


Abb. 5.5: Grafische Darstellung der Bestimmung der Halbwertsbreite (FWHM) zur experimentellen Messung der spektralen Auflösung des Spectral Imaging Systems

Der am Sensor gemessene Spektralverlauf der Lichtquelle wurde in Bezug auf die Halbwertsbreite (FWHM) ausgewertet.

$$f(x_1) = f(x_2) = \frac{1}{2} f(x_{max})$$

5.8 | $f(x_{1,2})$: Funktionswert an Position x_1 bzw. x_2
 $f(x_{max})$: max. Funktionswert f_{max} bei x_{max}

Dazu mussten seitlich des Peaks auf einer Spektralpixelzeile die entsprechenden Sensorpixel mit 50 % der Maximalintensität identifiziert werden. Die Differenz dieser beiden Wellenlängen gab dabei die spektrale Auflösung (FWHM) an.

5.3 Datenvorverarbeitung

Nach der Messung einer gesamten Pflanzenstruktur stand ein Datenwürfel, ein sog. *Hyperspectral Cube (HSC)*, mit den Ortsinformationen der Messzeile quer der Bewegungsrichtung (240 Pixel in x-Richtung) und der entsprechenden Spektralinformationen im NIR-Band (252 Pixel in z-Richtung), zur Verfügung. Diese beiden Dimensionen der Datenmatrix wurden bei der Messung einer einzigen Zeile generiert, indem vom Kamera-Chip eine Einzelaufnahme gemacht wurde. Die dritte Dimension (y-Achse) des Datenwürfels resultierte aus der relativen Verschiebung zwischen Messobjekt und Sensorsystem.

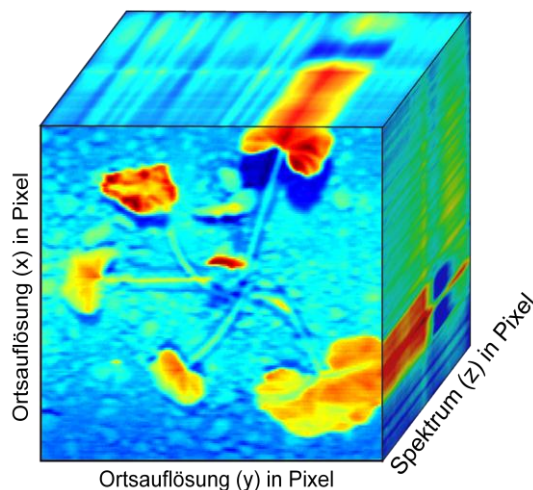


Abb. 5.6: Visualisierung eines Hyperspectral Cubes (HSC) aufgenommen durch das bildgebende Spektrolsystem. Die x- und y-Achse stellen die räumlichen Koordinaten dar, auf der z-Achse sind die Spektralinformationen abgebildet.

Abhängig von der Geschwindigkeit der Relativbewegung und der Aufnahmefrequenz des Spektral Imaging Systems hat sich die resultierende Anzahl der Elemente in y-Richtung und somit auch örtliche Auflösung in dieser Achse ergeben. Diese 3D-Datenmatrix des HSC enthielt somit verlustfrei alle Sensorinformationen des gemessenen Objekts und bildete die Grundlage für alle weiteren Untersuchungen.

Vor der eigentlichen Auswertung dieses HSC zur Bestimmung des Pflanzenwassergehalts wurden verschiedene Vorverarbeitungen auf diese Daten angewendet (Abb. 5.7).

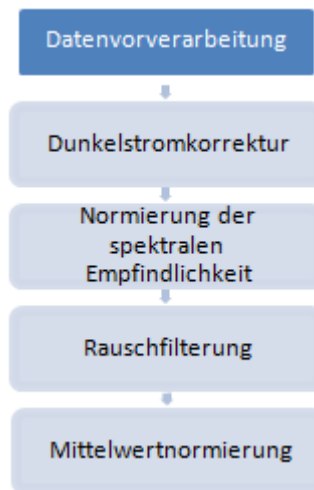


Abb. 5.7: Datenvorverarbeitungsschritte zur Erhöhung des Informationsgehalts der Spektraldaten

Die einzelnen Vorverarbeitungsschritte dienten dazu, den Informationsgehalt der spektralen Signaturen zu erhöhen, indem die Rohdaten der Spektralmessung aufbereitet und von Einflussgrößen, die durch das Messsystem bedingt waren, bereinigt wurden.

5.3.1 Dunkelstromkorrektur

Neben der Spektralinformation des Messobjekts war in den vom Sensor erfassten Intensitätsdaten der Anteil des Dunkelstroms enthalten. Dieser musste daher von den Sensordaten subtrahiert werden.

$$HSC_D_{x,y,z} = HSC_{x,y,z} - D_{x,z} \quad 5.9 \quad \left| \begin{array}{l} HSC_D_{x,y,z}: \text{HSC mit Dunkelstromkorrektur} \\ HSC_{x,y,z}: \text{Rohdatenmatrix des HSC} \\ D_{x,z}: \text{Matrix der Dunkelstromkorrektur} \end{array} \right.$$

Da jedes Pixel des Sensors einen individuellen Dunkelstrom aufwies, musste dieser Vorgang für jedes einzelne Element der HSC individuell durchgeführt werden. Dazu wurden mit verschlossenem Objektiv 1000 Dunkelbilder in Messkonfiguration (Verstärkung: hoch, Messfrequenz: 50 Hz) aufgenommen und ausgewertet.

5.3.2 Normierung der spektralen Empfindlichkeit

Die vom Kamerasensor aufgenommenen Daten stellten absolute Größen in Bezug auf die Intensität der einfallenden Wellenlängen dar. Die einfallende Strahlung durchlief vom Messobjekt zum Sensor die optischen Elemente des Objektivs und des Spektrographen, die die spektrale Zusammensetzung der Strahlung beeinflussten. Zusätzlich war die Photoneneffizienz, die spektrale Empfindlichkeit der Sensorpixel, nicht für alle der gemessenen Wellenlängen identisch, sondern variierte teilweise stark. Da die Lichtquelle als Ursprung der Strahlung nicht alle Wellenlängen mit der gleichen Intensität aussendete, nahm auch diese einen entscheidenden Einfluss auf das im Sensor detektierte Spektrum.

Um dennoch quantifizieren zu können, wie ausschließlich das Messobjekt mit dem Licht interagiert, mussten die Spektraleinflüsse durch die übrigen Elemente vor den Messungen bestimmt werden. Dazu wurde ein Reflexionsnormal, ein sog. Spektralon, das eine nahezu ideale diffuse Reflexion aufwies und bei dem alle Wellenlängen im Messbereich im annähernd gleichen Verhältnis reflektierten (Georgiev & Butler 2007), verwendet, über die gesamte Messzeile (x-Achse) spektral vermessen und zu einer Matrix R_{Spec} zusammengefasst. Dadurch konnte der Gesamteinfluss auf das Spektrum aller beteiligten Elemente bestimmt werden.

$$HSC_{N_{x,y,z}} = \prod_{y=1}^n \left| \frac{HSC_{D_{x,y,z}}}{R_{Spec_{x,z}}} \right| \quad 5.10 \quad \left| \begin{array}{l} HSC_{N_{x,y,z}}: \text{HSC normiert} \\ HSC_{D_{x,y,z}}: \text{HSC mit Dunkelstromkorrektur} \\ R_{Spec}: \text{Spektralon Reflexionsspektrum} \end{array} \right.$$

Es wurden daraufhin die Spektralverläufe des HSC durch dieses Spektrum des Reflexionsnormals dividiert, wodurch man das normierte Reflexionsspektrum des Messobjekts ohne die beschriebene Beeinflussung durch die optischen Systemkomponenten erhielt.

5.3.3 Rauschfilterung

Bei konstanter Relativbewegung von $0,1 \text{ m s}^{-1}$ zwischen Messobjekt und Sensorsystem bei allen drei Versuchen war die Belichtungszeit mit 200 ms (Messfrequenz 50 Hz) durch Vorversuche entsprechend niedrig vorgewählt worden. Dadurch sollte eine relevante Bewegungsunschärfe und damit eine Beeinträchtigung der Orts-Informationsauflösung in x-y-Richtung vermieden werden. Die unter dieser niedrig gewählten Belichtungszeit auf den Sensor einfallende Lichtmenge war des Weiteren stark durch die Intensität der Beleuchtung und die Lichtstärke bzw. Blendenvorwahl des Objektivs limitiert. Um trotz dieser begrenzten Lichtmenge eine hohe Aussteuerung des Sensors zu erreichen, wurde eine hohe Verstärkung seitens der Sensorhardware verwendet. Dadurch ergaben sich jedoch höhere Rauschanteile in Bezug auf das Nutzsignal am Sensor, die zu einer negativen Beeinflussung der Spektren führten.

Um dieses Verstärkerrauschen bei der Onlinemessung (Messung der Pflanzen während der imitierten Relativbewegung) zu minimieren, wurde eine Rauschfilterung der Spektren durch eine polynomiale Regression mittels Savitzky-Golay-Filter (SGF) vorgenommen. Der SGF führte dabei abschnittsweise über eine definierte Anzahl der Messpunkte eine Regression auf Basis der Methode der kleinsten Quadrate („method of least squares“) durch. Als Regressionsfunktion für einen jeden Teilabschnitt wurde dabei ein Polynom definierter Ordnung verwendet (vgl. Savitzky & Golay 1964, Kessler 2006). Dadurch ergab sich abschnittsweise eine Glättung des gesamten Spektralverlaufs der Messung. Diese Glättung musste für das Gesamtspektrum eines jeden örtlichen Pixels sowohl in x- als auch in y-Richtung durchgeführt werden.

5.3.4 Mittelwertnormierung

Aufgrund der Abstrahlcharakteristik der Beleuchtung war es nicht möglich, dass sowohl in x-Ausrichtung der Messzeile als auch bezogen auf die Höhe, also die Distanz zwischen Messobjekt und Messsystem, eine gleichbleibende Intensität der emittierten Strahlung vorherrschte.

Da die Höhe des Objekts durch das Messsystem nicht zusätzlich erfasst wurde, war eine Umrechnung der Intensitäten über ein im Vorfeld gemessenes Datenkorrekturfeld (sog. „look-up-table“) nicht möglich. Daher war eine Normierung aller Spektren auf ein definiertes Intensitätsniveau notwendig, um den Einfluss der absoluten Intensität für die weitere Auswertung der Spektren zu eliminieren.

$$\lambda_{M_i} = \frac{\lambda_i}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i}$$

5.11 | λ_{M_i} : Mittelwertnormierter Spektralwert
 λ_i : Intensitätswert eines Spektralpixels
 n : Anzahl der Spektralpixel im Spektrum

Nach einer Mittelwertnormierung hatte der Mittelwert jedes einzelnen Spektrums den Wert eins angenommen. Damit wurde die absolute Lage des Spektrums von der vorherrschenden Beleuchtungsintensität unabhängig. Der Rauschanteil wurde durch den Skalierungsfaktor entsprechend beeinflusst, der qualitative Verlauf der Spektralsignatur blieb jedoch vollständig erhalten, was entscheidend für die eigentliche Auswertung der Spektren durch die unterschiedlichen Auswertungsmethoden (PLS-R, spektraler Wasserindex WI) war.

5.4 Spektraldatenanalyse zur Pflanzenerkennung

Mittels des in Kapitel 4.2.2 beschriebenen bildgebenden Spektralmesssystems wurden die Reflexionswerte der Pflanzen und des Hintergrunds zeilenweise erfasst. Durch die Relativbewegung und die kontinuierliche Messung vieler Einzelzeilen ergab sich ein 2-dimensional örtlich aufgelöstes Messfeld in Form eines Rechtecks (vgl. Abb. 4.7, Seite 61).

Für die Spektralanalyse der Pflanzenstrukturen war es erforderlich, die relevanten Strukturen im gemessenen Messfeld durch eine geeignete Klassifizierung vom Hintergrund zu trennen. Ohne eine Klassifizierung wäre es zu einer Durchmischung von Spektren und dadurch zu einer undefinierten Überlagerung der Spektralinformationen von Pflanze und Boden gekommen. Dies hätte zur Folge, dass dadurch die Informationsschärfe signifikant reduziert würde und eine präzise Korrelation zu Pflanzenmerkmalen nicht mehr möglich wäre.

In Abb. 5.8 sind die einzelnen Bearbeitungsschritte aufgeführt, die im Rahmen dieser Arbeit zur Blattflächenerkennung durchgeführt wurden. Für jedes Ortspixel, somit für jedes einzelne Spektrum, musste eine Klassifizierung erfolgen, anhand welcher das

Spektrum als Pflanzenspektrum oder als Hintergrundspektrum (Boden) eingeordnet wurde. So war es möglich, anschließend gezielt die Pflanzenstrukturen für die Pflanzenanalyse in den gemessenen Daten vorzuselektieren.

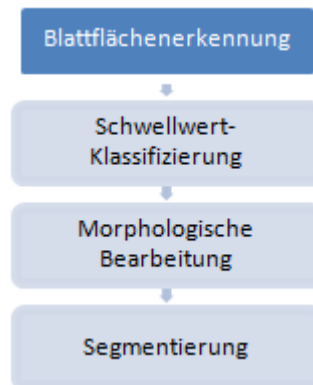


Abb. 5.8: Bearbeitungsschritte der Blattflächenerkennung auf Basis der Spektraldatenanalyse

Diese binär zwischen Boden- und Pflanzenpixeln klassifizierten Strukturen wurden nachfolgend unterschiedlichen morphologischen Operationen unterzogen, so dass im Anschluss eine Segmentierung der Messdaten in einzelne Blattflächen durchgeführt werden konnte.

Reflektanz-Schwellwert Klassifizierung

Die Reflektanz beschreibt die Intensität der reflektierten Strahlung im Verhältnis zur eingebrachten Strahlung. Je nach Beschaffenheit der Oberfläche (Struktur, Partikelgröße) und der chemischen Zusammensetzung des Materials ist die Reflektanz nicht wellenlängenunabhängig sondern kann auch stark von der jeweiligen Wellenlänge der Strahlung abhängig sein. Im vorderen NIR Spektralbereich zwischen 1300 nm und 1600 nm ist die Absorption z.B. besonders stark von der Wasserkonzentration abhängig (vgl. Abb. 5.9).

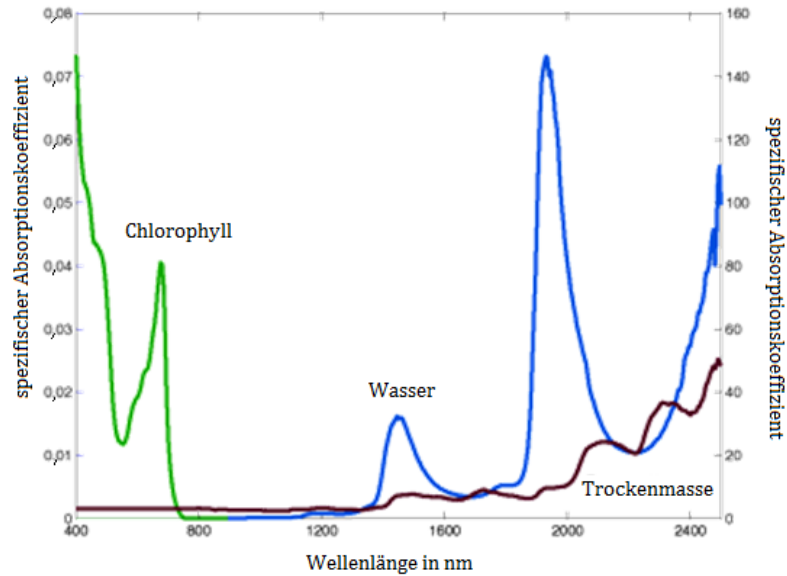


Abb. 5.9: Absorptionsspektren von Chlorophyll, Wasser und Pflanzen-Trockenmasse (Jacquemoud et al. 2000, geändert)

Dieses wurde im Rahmen von Voruntersuchungen sowohl bei organischen Materialien wie z.B. Pflanzenblättern als auch bei anorganischen Materialien wie Erde und Steinen, welche bei der Spektralmessung unterschiedliche Wassergehalte aufwiesen, deutlich (siehe Abb. 5.10).

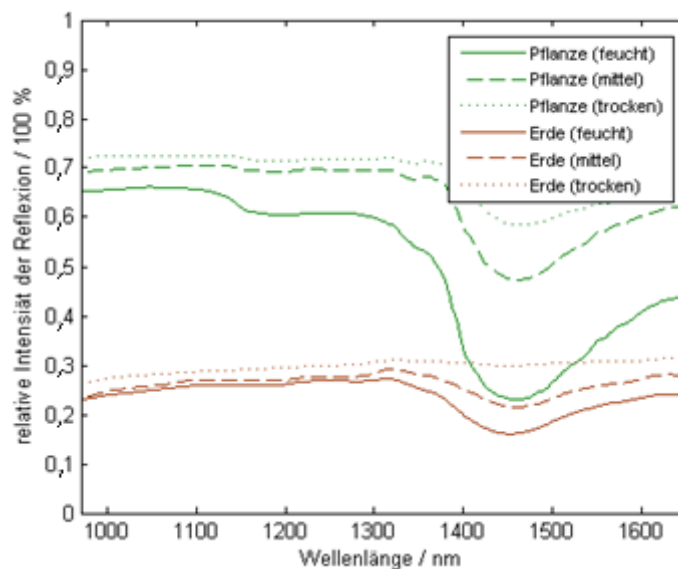


Abb. 5.10: Gegenüberstellung der Reflektanz von Pflanzen- und Bodenspektren unterschiedlichen Wassergehalts

Da unter realen Bedingungen (z.B. im Gewächshaus, auf dem Feld) Wasser bei beiden Materialien in sehr unterschiedlichen Konzentrationen vorkommen kann, war dieser Spektralbereich nicht zu einer Unterscheidung dieser Materialien geeignet. Wie man der

Abb. 5.10 entnehmen kann, war im Gegensatz dazu der Spektralbereich zwischen 1000 nm und 1300 nm zwar nicht völlig unabhängig von der Strahlungsabsorption durch Wassermoleküle, wies aber eine deutlich geringere Empfindlichkeit auf als der Spektralbereich zwischen 1300 nm und 1600 nm. In der Literatur wird diesem Bereich in erster Linie eine Abhängigkeit zur Oberflächen- und Zellstruktur sowie Zusammensetzungen aus Lignin, Protein und Stärke zugesprochen (vgl. Curran 1989, Mahlein 2010). Voruntersuchungen haben ergeben, dass in diesem Spektralbereich die Reflektanz bei optimal wasserversorgten Brokkoli-Pflanzen (rel. Blattwassergehalt ca. 90 %) grundsätzlich oberhalb des Reflektanz-Niveaus des verwendeten Erdbodens lag. Mit zunehmender Trockenheit der Blätter nahm die Reflektanz noch weiter zu und übersteigt den Wert des Bodens weiterhin deutlich. Betrachtete man zusätzlich die Intensität der aktiven Beleuchtung durch die seitlich angebrachten Halogenstrahler, war erkennbar, dass diese mit zunehmender Höhe vom Boden – gleichbedeutend mit einem geringeren Abstand zur Beleuchtung bzw. zum Sensorsystem – keineswegs konstant war, sondern stark zunahm (vgl. Abb. 6.35, Seite 138). Das führte dazu, dass bei Messungen mit dem Spektralsystem unabhängig vom Wassergehalt generell alle Strukturen oberhalb des Erdbodens stärkere Reflexionsintensitäten aufwiesen als die flache Bodenstruktur.

Voruntersuchungen hatten gezeigt, dass die Reflektanzanalyse sehr gut zur binären Klassifizierung zwischen Pflanzenstrukturen und Boden geeignet ist (Thiel et al. 2012), aber in hohem Maße von der Wahl der Parameter (verwendete Wellenlänge, Schwellwertdefinition) abhängt. Hatte man dem Messfeld des Spektralsystems Grenzwerte von ca. 10 % - 90 % Pflanzen-Flächenbedeckung für das Flächenverhältnis von Boden und Pflanze zu Grunde gelegt, ergab sich bei der Betrachtung der Reflektanz bei 1050 nm in guter Näherung eine bimodale Verteilung der Intensitätswerte. Dazu wurde ein Histogramm dieser Intensitätswerte aller Bildpixel des gesamten Sichtfelds an einer Beispielmessung erstellt (Abb. 5.11).

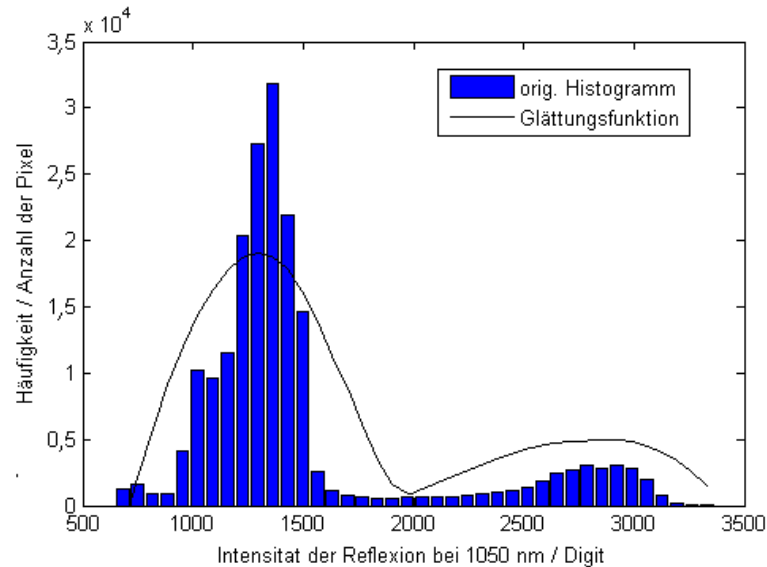


Abb. 5.11: Bimodale Intensitätsverteilung der Reflexionsintensität bei 1050 nm

Die Originaldaten der Häufigkeitsverteilung sind in dieser Abbildung in blau dargestellt. Dabei werden die niedrigen Intensitätswerte des linken Modus (Mittelpunkt bei einem Intensitätswert von ca. 1300 Digits) durch die Reflexionswerte des Bodens hervorgerufen. Der zweite Modus im Bereich höherer Intensitätswerte ergibt sich durch die Reflexion der Pflanzenblätter. Da nicht zwingend davon ausgegangen werden konnte, dass sowohl die Reflektanz des Bodens als auch die des Pflanzenmaterials in allen Versuchsmessungen konstant sein, sondern in Abhängigkeit der Beschaffenheit (Wassergehalt, Materialzusammensetzung, Abstand zum Sensor/ Beleuchtung) variieren würde, wurde dieser Schwellwert zur Klassifizierung nicht statisch definiert, sondern den Rahmenbedingungen einer jeden Messung dynamisch angepasst.

Dazu wurde auf die Originalwerte des Histogramms eine Filterung durch den Savitzky-Golay-Filter vorgenommen (vgl. Kessler 2006). Die Parameter des Filters wurden so ausgewählt, dass dadurch hochfrequente Anteile völlig eliminiert wurden und somit die bimodale Verteilung deutlich verstärkt wurde. Die resultierende gefilterte Funktion einer Häufigkeitsverteilung bei der Verwendung der Filterparameter (Polynom 2. Grades, 19 Stützstellen) ist in der Abb. 5.11 und Abb. 5.12 dargestellt.

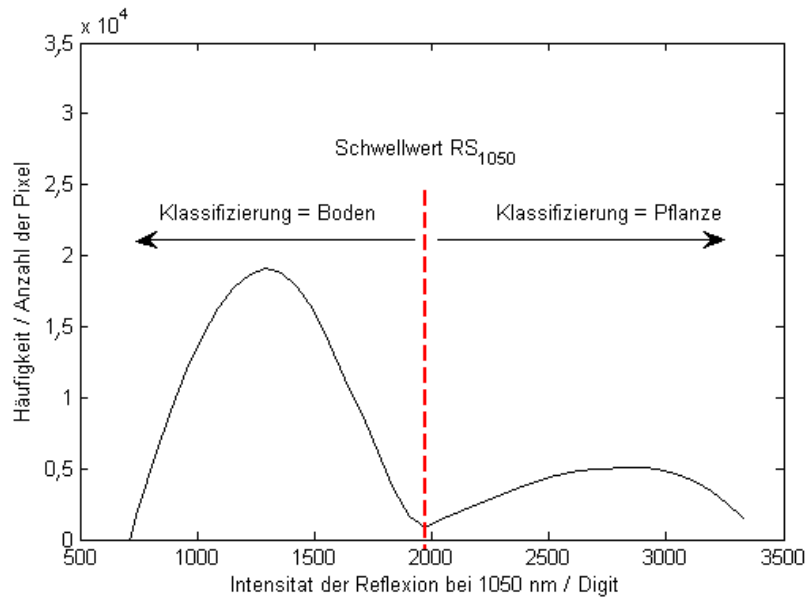


Abb. 5.12: Schwellwertdefinition (rot-gestrichelte Linie) auf Basis der gefilterten Häufigkeitsverteilung bei 1050 nm

Für Werte geringerer Intensität als 1950 Digits (Minimum zwischen den Maxima der bimodalen Verteilung der gefilterten Häufigkeitsverteilung) wurde in dieser Beispielmessung das Spektrum als „Bodenstruktur“ klassifiziert, alle übrigen Pixel wurden der Klasse „Pflanzenstruktur“ zugeordnet.

Segmentierung der Pflanzenstruktur

Durch die Pflanzenerkennung (Klassifizierung) auf Basis der Spektralanalyse wurde eine binäre Unterscheidung zwischen den Pflanzenstrukturen und den Hintergrundinformationen getroffen.

Durch die anschließende Segmentierung dieser Binärdaten sollte daraufhin eine Aufteilung dieser erkannten Pflanzenstrukturen auf die einzelnen Blattflächen erreicht werden. Dieses diente der Zuordnung der Spektraldaten auf die jeweilige Blattfläche. Dadurch war es möglich, Aussagen bzgl. des Wassergehalts differenziert für jedes einzelne Blatt einer Pflanze zu machen und nicht nur einen gemittelten Wert pro Pflanze zu erhalten.

Filterung kleiner Strukturen

Die Binärdaten mussten vor der eigentlichen Segmentierung gefiltert werden, da es grundsätzlich bei Algorithmen zur Pflanzenklassifizierung in unterschiedlichem Ausmaß zu falschen Klassifizierungen einzelner Bildpixel kommen kann. Zur Reduzierung der „falsch positiv“ klassifizierten Pixel wurde ein Schwellwert S_A eingeführt und auf Basis von Voruntersuchungen auf 1 % (Summe klassifizierter Blattpixel) festgelegt. Dieser Wert gab die Mindestzahl zusammenhängender Pflanzenpixel an und begrenzte somit die kleinstmögliche Fläche der Pflanzenstrukturen im Messfeld des HSC. Dabei wurden alle

Pflanzenpixel mit einer zusammenhängenden Pixelanzahl $< 1\%$ der Summe aller im HSC erkannten Blattpixel einer Messung herausgefiltert. Kleinere Strukturen, die es auszufiltern galt, waren u.a. kleine Reflexionsanomalien hervorgerufen durch Direktreflexion im Bodenbereich durch Glanzflächen an Steinen oder anderen Bodenpartikeln. Die Wirkungsweise dieses Schwellwerts ist als Prinzipdarstellung in Abb. 5.13 veranschaulicht.

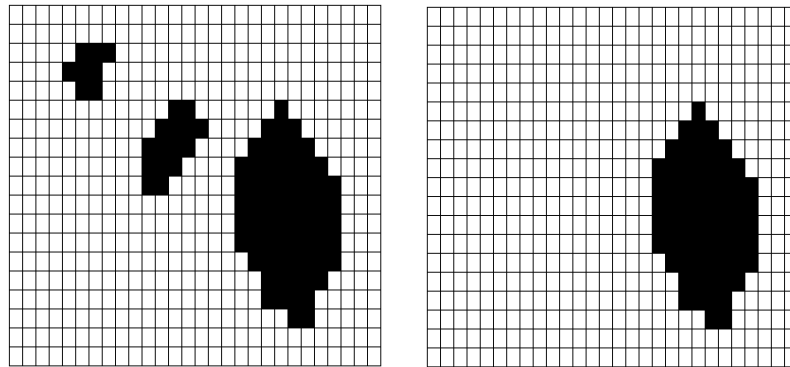


Abb. 5.13: Filterung mittels Schwellwert S_A zur Vermeidung der Segmentierung kleiner Pflanzenstrukturen

Die „falsch negativ“ Pixel innerhalb von Blattflächen sollten im Weiteren dadurch vermieden werden, dass im Binärbild vollständig von Pflanzenstrukturen umgebende Pixel ebenfalls als Pflanzenstruktur klassifiziert werden (Abb. 5.14).

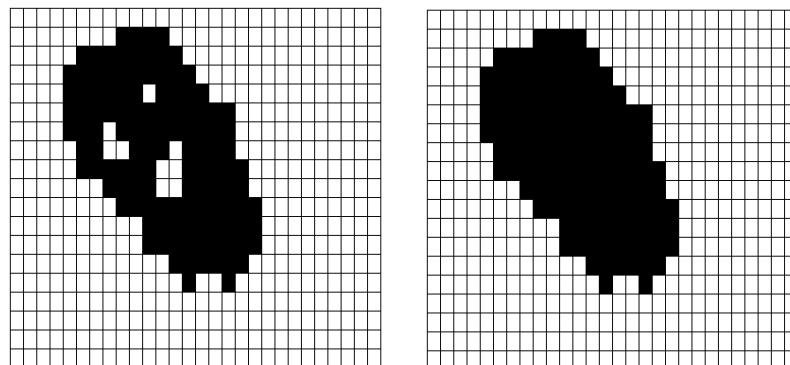


Abb. 5.14: Binäres Schließen von Inselflächen in Pflanzenstrukturen

Dazu wurden im nachfolgenden Schritt vollständig von Pflanzenstrukturen umschlossene Bodenpixel in Pflanzenstrukturpixel umgeändert. Dies wurde vorgesehen, um evtl. kleine Blattunregelmäßigkeiten durch anlagernde Fremdpartikel oder Fehlstellen auf dem Blatt zur einer Blatteinheit zusammenzufassen, um ggf. einer Segmentierung einer einzigen Blattfläche in zwei oder mehr Segmente vorzubeugen.

Filterung von Randpixeln

Die resultierenden binären Strukturen dieser beiden Vorverarbeitungsschritte wurden zusätzlich durch weitere morphologische Operationen behandelt. Diese dienten dazu,

generell kleine Pflanzenstrukturen, z.B. Nebenblätter, Sprossachsen und Internodien der Pflanze, auszuschließen. Die kleinräumigen Pflanzenstrukturen sollten in der Spektralbetrachtung gezielt vermieden werden, um bei der späteren Auswertung ausschließlich eine präzise Gegenüberstellung der Blattwassergehalte und der Spektraldaten der reinen Blattflächen erreichen zu können. Dazu wurde die morphologische Bildbearbeitungs-Methode „Erosion“ auf die Binärbilddatei der Klassifizierung angewendet. Bei der Erosion wurden an allen Strukturen im Binärbild die äußeren Randbereiche entfernt. Die Grundoperation der Erosion fand unter Zuhilfenahme einer zuvor definierten Strukturmaske statt. Diese 2-dimensionale Strukturmaske war eine Anordnung von binären Einzelementen und in ihrer Ausdehnung kleiner als das zu bearbeitende Ausgangsbild. Für die Maske war ein Bezugspunkt zu definieren. Dadurch wurde die Positionierung dieser Maske zu einem bestimmten Pixel festgelegt. Die Operation der Erosion bestand in der pixelweisen Verschiebung dieser Strukturmaske über das gesamte Binärbild. Dabei wurde geprüft, ob das gesamte Strukturelement die Pflanzenstruktur überdeckte.

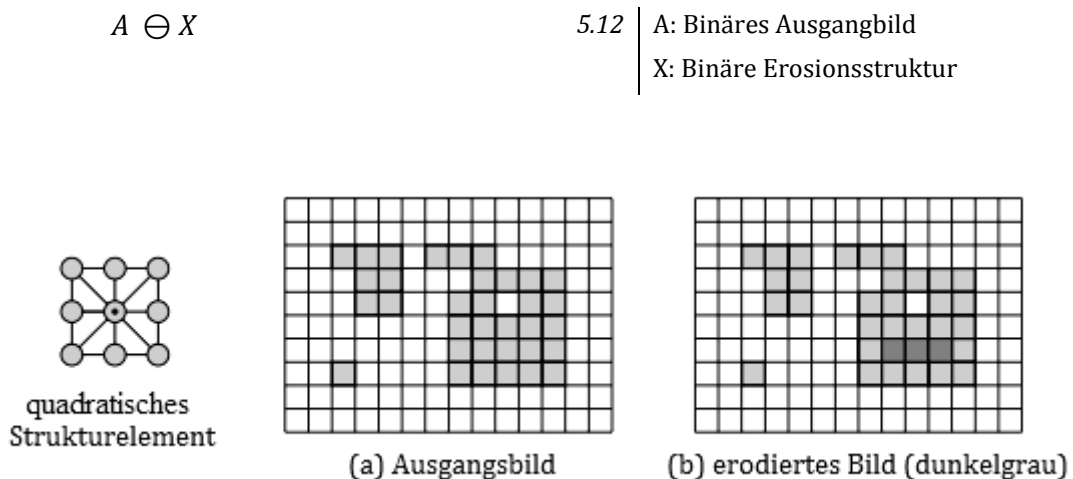


Abb. 5.15: Prinzipdarstellung der morphologischen Erosion mit Anwendung einer binären quadratischen Erosionsstruktur auf das binäre Ausgangsbild (a), Ergebnis der Erosion in dunkelgrau (b) (Bergen & Burkhardt 2017, geändert)

Alle Pixel, bei denen das Strukturelement nicht vollständig durch die Pflanzenstruktur abgedeckt wurde, sind erodiert und somit als Bodenpixel klassifiziert worden. Damit wurden die Pflanzenstrukturen vom äußeren Randbereich her reduziert.

Da das Seitenverhältnis des binären Ausgangsbildes A aufgrund der unterschiedlichen örtlichen Auflösung in x- und y-Richtung ungleich 1 war, wurde als Erosionsstruktur kein quadratisches, sondern ein rechteckiges Strukturelement V_E in Anlehnung an das

Seitenverhältnis des Ausgangsbildes verwendet, mit:

$$V_{E,x} = 3$$

$$V_{E,y} = V_{E,x} \cdot \left\lceil \frac{n_y}{n_x} + 0,5 \right\rceil$$

5.13

V_E : Erosions-Strukturelement
n_x : Pixelanzahl x-Achse (A)
n_y : Pixelanzahl y-Achse (A)

Nach diesen Vorverarbeitungsschritten (Filterung) zur Optimierung der Binärinformationen fand die Segmentierung in einzelne Blattflächen der Pflanze statt. Dazu wurde nach unabhängigen Strukturen gesucht, die keine direkte Verbindung zu benachbarten Pflanzenelementen aufwiesen. Diese einzelnen Blattflächen wurden durch eine fortlaufende Nummer markiert und entsprechend in eine Datenbank eingetragen.

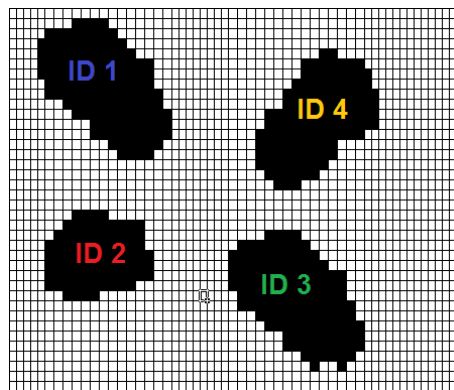


Abb. 5.16: Segmentierte binäre Blattfläche in separate Blatt-IDs unterteilt

Die „Labels“ der Blattsegmente wurden manuell kontrolliert und in der Datenbank mit den Identifizierungsnummern (IDs) der manuell entnommenen Blattproben der Referenzmessung verknüpft.

5.5 Spektraldatenanalyse zur Bestimmung des Wassergehalts

Auf Basis der aufgenommenen Spektraldaten der Pflanze sollten die einzelnen Blattwassergehalte bestimmt werden. Die allgemeinen Grundlagen zur Wechselwirkung von Licht und Materie sind in Kapitel 3.1 näher beschrieben. Im Folgenden werden zwei unterschiedliche Methoden zur Spektralanalyse angewendet. Die PLS-Regression diente hierbei als Vergleichsmethode, da für ihre Anwendung zur Vorhersage des Blattwassergehalts kein Wissen über die Absorptionsbanden von Wasser notwendig war und daher alle 252 Spektral-Banden (z-Pixel-Intensitätswerte) in die Berechnung des Modells miteinbezogen werden konnten. Ein spektraler Wasserindex (WI) sollte im Gegensatz dazu nur aus einem Minimum an Spektralbanden unter Einbindung von Vorwissen der Wasserabsorption bei Pflanzen aufgestellt werden.

Grundlage der Modellerstellung mittels Regressionsanalyse stellten die gravimetrisch bestimmten Referenzwerte des Blattwassergehalts sowie die aus der Spektralanalyse

gewonnenen Reflexionsdaten dar. Die Reflexionsdaten wurden entsprechend Kapitel 5.3 mittels unterschiedlicher Verfahren vorverarbeitet. Die durch die Schwellwert-Klassifizierung detektierten und segmentierten Pflanzenblätter gaben dabei die Flächenpixel an, auf Basis derer die einzelnen Spektren durch Mittelwertbildung innerhalb der Blattfläche zu einem einzigen Blattflächenspektrum zusammengefasst wurden (Abb. 5.17).

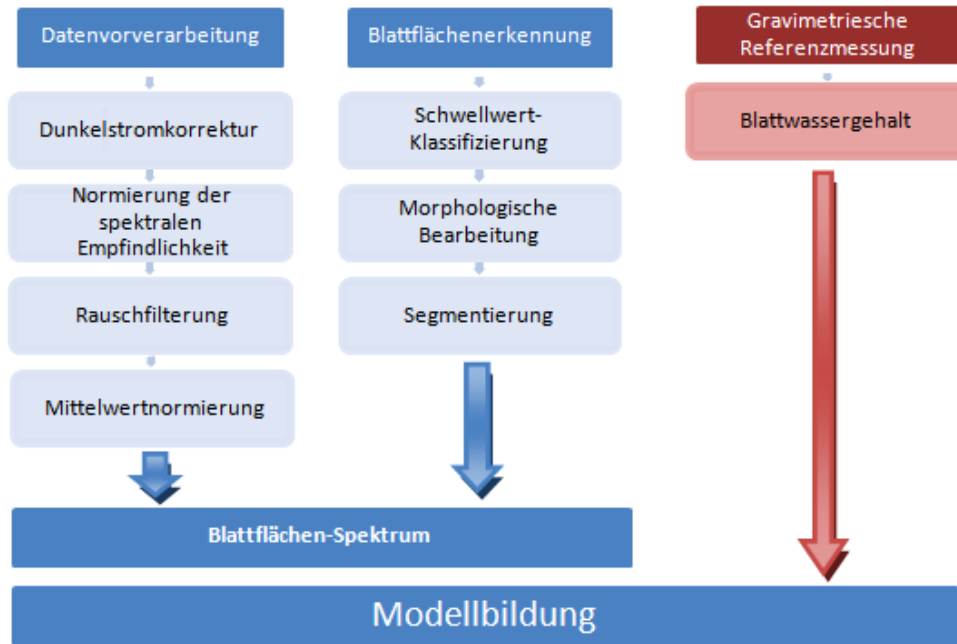


Abb. 5.17: Schema der Datenaufbereitung de Spektraldaten als Grundlage der Modellbildung

Die aufbereiteten Einzelblattspektren wurden mit den gravimetrisch bestimmten Blattwassergehalten verknüpft und anschließend unter der jeweiligen Versuchsnummer in einer Datenbank abgelegt. Auf Basis dieser Gesamtdaten mit n Datensätzen ($\hat{=}$ Anzahl der Einzelblätter im Versuch) wurden die Modellparameter auf Basis einer Gesamtkorrelation über die Gesamtdaten und mittels Kreuzkorrelation bestimmt.

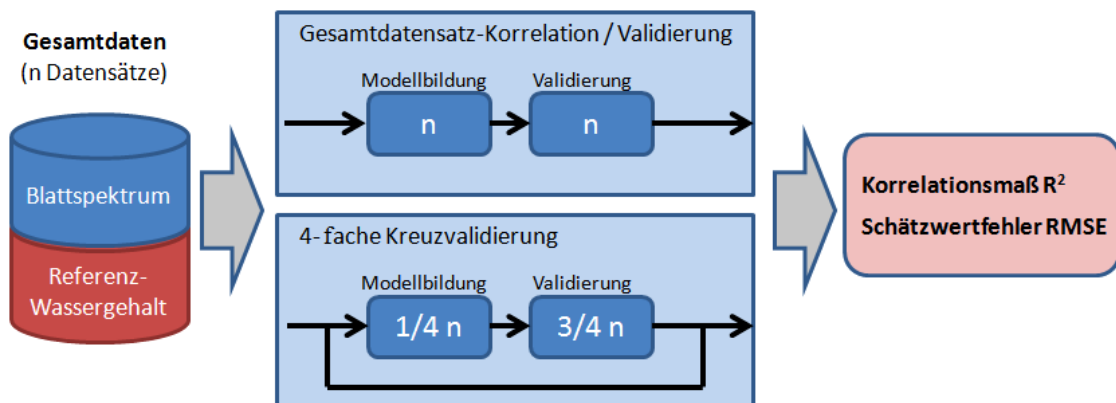


Abb. 5.18: Schema der Modellbildung zur Vorhersage des Blattwassergehalts durch PLS und WI

Zur Kreuzkorrelation wurden die einzelnen Datensätze des Gesamtdatensatzes nach dem Zufallsprinzip entsprechend in vier gleichgroße Teilgruppen aufgeteilt. Anhand einer Teilgruppe wurden jeweils die Modellparameter bestimmt und mit den übrigen drei Teilgruppen unter Einbeziehung des Bestimmtheitsmaßes R^2 und Schätzwertfehler RMSE validiert. Dieser Prozess wurde in der Kreuzvalidierung viermal durchlaufen, so dass auf Basis jeder Teilgruppe eine Modellbildung erfolgt ist.

5.5.1 PLS-Regression

Das allgemeine Prinzip der multivariaten Datenanalyse ist, Informationen aus großen Datenmengen herauszuarbeiten und übersichtlich, ggf. in Abhängigkeit zu anderen Daten, darzustellen. Aus den vielen Messdaten können die relevanten Informationen extrahiert werden. Messwerte, die den gleichen Informationsgehalt haben, werden dabei in sogenannten Hauptkomponenten zusammengefasst. Dadurch wird eine Vereinfachung erreicht, da Objekte nicht mehr durch sehr viele Variablen, sondern durch wenige Hauptkomponenten beschrieben werden können. So wird gleichzeitig die relevante Information von den unwichtigen Informationen (z.B. Rauschen) getrennt und eine Klassifikation erreicht. Zusätzlich ist es aufgrund der einfacheren Interpretation der Daten möglich, ggf. Ausreißer zu erkennen, die in der Analyse gegebenenfalls näher betrachtet werden müssen. Eine weitere Anwendung der multivariaten Analyse ist die Variablenselektion. Da die Informationen in den Hauptkomponenten zusammengefasst sind, ist in den Hauptkomponenten erkennbar, welche Variablen die wichtigen Informationen erhalten.

Die PLS-Regression, in den 70er Jahren von Hermann Wold zur Analyse von Zusammenhängen ökonomischer Daten entwickelt (Wold 1974), zählt zu den multivariaten Regressionsmethoden und hat sich insbesondere bei der Analyse von Spektraldaten seit vielen Jahren zur Standardmethode entwickelt. Die Aufgabenstellung dabei ist, leicht messbare Daten einerseits und möglicherweise sehr schwer oder aufwendig zu bestimmende Daten andererseits in einen funktionalen Zusammenhang zu bringen. Dies geschieht über eine Kalibrierfunktion, die zuvor in einem Kalibrierprozess ermittelt werden muss, welche den Zusammenhang zwischen Spektrum und Zielgröße enthält. Auf Basis der Kalibrierfunktion lassen sich dann die Zieldaten über die Messdaten berechnen. Die PLS-R ist der Hauptkomponentenanalyse (PCA) sehr ähnlich. Der wesentliche Unterschied ist, dass die PLS-R bei der Findung der Hauptkomponenten (PC) der Messdaten X bereits die Struktur der Zieldaten Y verwendet, so dass im Allgemeinen die Anzahl der benötigten PCs geringer ist (vgl. Kessler 2006).

Die PLS-R wurde aus den o.g. Gründen, insbesondere wegen der einfachen Anwendbarkeit auf multivariate Daten (vgl. Kessler 2006), im Rahmen dieser Arbeit als Methode zur Vorhersage der Blattwassergehalte auf Basis der Spektraldaten aus den

Reflexionsmessungen angewendet. Dazu wurden alle 252 Spektralbanden des bildgebenden Spektralsystems als Messdaten eingebracht. Um die aus der Spektralanalyse berechneten Spektren mit den gravimetrischen Wassergehalten korrelieren zu können, mussten die Spektren innerhalb der Blattfläche aufsummiert und gemittelt werden.

$$Blattspektrum = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{ii=1}^m Spektrum(x_i, y_{ii})$$

5.14 | x_i, y_{ii} : Orts-Koordinaten des Spektrums (252 Banden)
n, m: Anzahl der x- und y-Pixel

Die relevanten Flächen und damit verbunden die Ortskoordinaten der einzelnen zu summierenden Spektren innerhalb einer Blattfläche wurden durch die zuvor durchgeführte Binärisierung und Segmentierung des HSC gegeben (siehe Abb. 5.16, Abb. 6.17). Die gravimetrisch ermittelten Blattwassergehalte (vgl. Kapitel 5.1) der Versuche 1-3 wurden dazu als Kalibrierwerte herangezogen.

Zum allgemeinen Verständnis wird im Folgenden die Berechnungsmethode der PLS näher beschrieben (nach Kessler 2006):

Berechnungsmethodik der PLS

Die Datenmatrix X enthält die M gemessenen Eigenschaften (252 Spektraldaten) von N Objekten (Pflanzenblätter) und besitzt somit die Dimension (N x M). Die Zielgrößen der N Objekte, die mittels eines Referenzverfahrens bestimmt wurden, bilden den Vektor y. Gibt es zu jedem Objekt mehrere Zielgrößen, so ergeben sich mehrere y-Vektoren, die zusammen die Zielgrößenmatrix Y bilden, welche die Dimension (N x K) hat, mit K gleich der Anzahl der Zielgrößen (im vorliegenden Fall der Wassergehaltsanalyse K=1). Genau genommen wird bei der Durchführung der PLS sowohl für die X-Daten, als auch für die y-Daten eine Hauptkomponentenanalyse (PCA) durchgeführt, wobei sich beide Hauptkomponentenanalysen gegenseitig beeinflussen und somit Informationen austauschen. Über die PCA werden aus den X-Daten die sog. Scores (Faktorenwerte) T und die sog. Loadings (Faktorenladungen) P berechnet. Dies geschieht über einen Zwischenschritt mit der Matrix W, in der die Verbindung zu den y-Daten steckt. Aus den y-Daten werden ebenfalls die Scores U und die Loadings Q berechnet. Abb. 5.19 zeigt eine schematische Darstellung der PLS mit den verwendeten Matrizen. Die Pfeile geben dabei die gegenseitige Beeinflussung der X- und Y-Daten an.

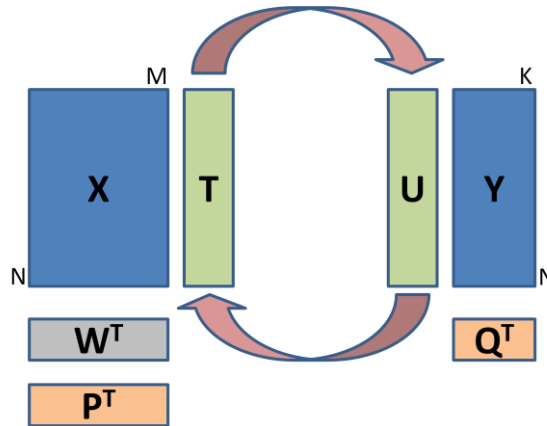


Abb. 5.19: Schematische Darstellung der PLS-Berechnungsmethodik

In einem Vorschritt werden die X- und y-Daten mittenzentriert, was bedeutet, dass für jede Spalte der Matrix der Mittelwert berechnet wird und anschließend von jedem Originalwert abgezogen wird. Anschließend werden die Datensets mit einem Index entsprechend der Anzahl an PLS-Komponenten versehen.

Initialisierung der Variablen:

$$a = 1; \quad X_a = X; \quad y_a = y$$

Die X-Daten werden im Hinblick auf die zu regressierenden y-Daten zerlegt. Der y-Vektor dient daher als eine erste Schätzung der X-Scores t_a . Folgend werden sechs Schritte für jede der PLS-Komponenten durchgeführt.

Die X-Daten werden auf die y-Daten regressiert, so dass die Kovarianz zwischen y_a und $X_a w_a$ maximal wird. Dies bedeutet, dass der Fehler des Modells minimiert wird. Das Modell lautet:

$$X_a = y_a w_a^T + E \quad 5.15$$

Mit diesem Modell werden die gewichteten Loadings w berechnet, die den Zusammenhang zwischen X und y ausdrücken. Die Least Square Lösung für w lautet (Schritt 1):

$$w_a = \frac{X_a^T y_a}{\sqrt{(X_a^T y_a)(X_a^T y_a)^T}} \quad 5.16$$

Mit diesen gewichteten Loadings werden die Scores für jedes Objekt ermittelt, indem wiederum eine Least Square Lösung gesucht wird (Schritt 2).

$$X_a = t_a w_a^T + E \quad 5.17$$

Daraus ergibt sich:

$$t_a = X_a w_a \quad 5.18$$

Im weiteren Schritt werden die p-Loadings berechnet, die ebenfalls X_a approximieren. Dazu wird das folgende Modell verwendet (Schritt 3):

$$X_a = t_a p_a^T + E \quad \text{ergibt die Lösung} \quad p_a = \frac{X_a^T t_a}{t_a^T t_a} \quad 5.19$$

Die gewonnenen Informationen aus den X-Daten werden mit den y-Daten zusammengebracht, indem y auf die Scores t_a regressiert wird. Es wird q_a berechnet. Dieser ergibt sich aus (Schritt 4):

$$y_a = t_a q_a + f \quad \text{ergibt die Lösung} \quad q_a = \frac{t_a^T y_a}{t_a^T t_a} \quad 5.20$$

Nun werden die Informationen aus dieser ersten berechneten PLS-Komponente aus den X- und y-Daten entfernt, bevor die weiteren Komponenten nach derselben Vorgehensweise berechnet werden (Schritt 5):

$$X_{a+1} = X_a - t_a p_a^T \quad \text{und} \quad y_{a+1} = y_a - q_a t_a \quad 5.21$$

Anschließend wird der Index der PLS-Komponente inkrementiert und die einzelnen Berechnungsschritte werden wiederholt. Sind alle PLS-Komponenten berechnet, so bleiben aus den X- und y-Daten lediglich die Restvarianzen E und f übrig.

$$E = X_{amax+1} \quad \text{und} \quad f = y_{amax+1} \quad 5.22$$

Eine der entscheidenden Fragen bei der PLS-Regression betrifft die Anzahl der PLS-Komponenten, die zu wählen ist. Diese ergibt sich aus der Validierung der Regression. Üblicherweise liegt die Anzahl der genutzten Komponenten zwischen fünf und zehn, kann aber bei inhomogenen Datensets auch durchaus zwanzig und mehr betragen.

Ziel der Regression bleibt die Vorhersage von y-Werten aus den gemessenen X-Werten. Wird der Regressionsansatz

$$y = 1b_0 + Xb \quad 5.23$$

verfolgt und für X und y die berechneten Scores und Loadings eingesetzt, ergibt sich durch Umstellen die Gleichung nach

$$b = w(p^T w)^{-1} q \quad 5.24$$

und

$$b_0 = \bar{y} - \bar{x}^T b \quad 5.25$$

Zur Vorhersage der entsprechenden y-Werte werden diese Regressionskoeffizienten nun auf gemessene X-Werte angewandt.

5.5.2 Spektraler Wasserindex (WI)

Basierend auf den Absorptionsbanden von Wasser bzw. Blattwasser werden in wissenschaftlichen Untersuchungen eine Vielzahl wasserabhängiger Indizes definiert und verwendet (siehe Kapitel 1.2.2). Aufgrund der vorliegenden speziellen Messanordnung eines bodennahen Messsystems, des zu Verfügung stehenden Spektralbereichs und der Verwendung einer breitbandigen aktiven Beleuchtung wurde in dieser Arbeit auf deren Grundlage ein spektraler Wasserindex (WI) als Spektralquotient zur Detektion des Wassergehalts bei Brokkoli-Pflanzen entwickelt und untersucht.

Die Verwendung des WI auf Basis diskreter Spektralbanden stellte eine einfache Methode zur Wassergehaltsanalyse dar. Dazu war es möglich, z.B. einzelne schmalbandige Wellenlängenbereiche oder größere Bandabschnitte aus dem spektralen Detektionsbereich zur Berechnung zu verwenden. Um die Komplexität so gering wie möglich zu halten, sollten dazu im Folgenden lediglich zwei einzelne Wellenlängen als Quotient verwendet werden. Die erste Spektrallinie spiegelte den Einfluss der Wasserabsorption wider. Um die Intensitäten der Absorptionsmaxima von Wasser in Pflanzen bestimmen zu können, wurden im Rahmen von Voruntersuchungen verschiedene Pflanzenblätter mit unterschiedlichem Wassergehalt im NIR-Band zwischen 960 nm und 1680 nm spektral vermessen und deren Reflexionskurven ausgewertet (vgl. Thiel et al. 2010).

In Abb. 5.20 wird der Reflexionsverlauf von drei Blättern exemplarisch aus den Voruntersuchungen mit einem rel. Blattwassergehalt von 50 %, 70 % und 90 % dargestellt. Besonders bei dem Blatt mit hohem Wassergehalt sind die Einflüsse der Wasserabsorptionsbanden bei 1200 nm und 1450 nm auf das Spektrum der Reflexion klar erkennbar. Es zeigt sich, dass die Absorption durch die Wassermoleküle im Bereich von 1450 nm in Relation zu anderen in der Literatur aufgeführten Banden (z.B. 970 nm und 1200 nm) sehr stark ausgeprägt ist. Betrachtet man die relative Dynamik der Reflektanz zwischen den Blattwassergehalten von 50 % und 90 %, lassen sich die Spektralbereiche maximaler und minimaler Änderung bestimmen.

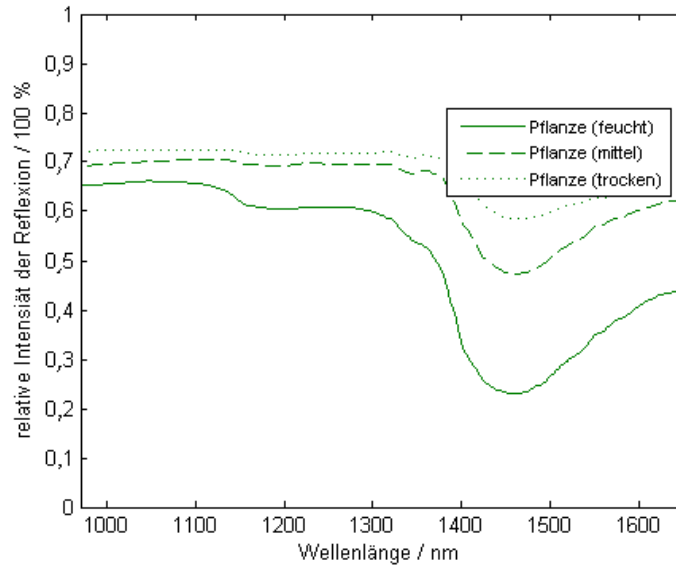


Abb. 5.20: Exemplarischer Auszug aus Voruntersuchungen der Blattreflexionen im NIR-Band bei unterschiedlichen Wassergehalten (rel. Blattwassergehalt ca. 90 %, 70 % und 50 %)

Das Maximum der Dynamik, also der Spektralbereich mit der größten wasserabhängigen Änderung, liegt mit einem Faktor von etwa 2,5 bei 1450 nm. Der Bereich geringster Dynamik mit einem Faktor von etwa 1,1 erstreckt sich zwischen 1000 nm und 1100 nm und ist damit sehr breitbandig ausgeprägt.

Dieser Untersuchung zugrunde liegend wurde die erste Spektrallinie des WI, die durch den starken Einfluss einer Wasserabsorptionsbande geprägt ist, mit 1450 nm definiert. Im Gegensatz zur Messung aus großer Höhe, wie z.B. durch satellitengestützte Spektral-Messsysteme, bei denen dieses Band durch die in der Atmosphäre befindlichen Wassermoleküle nahezu vollständig absorbiert wird (Clevers et al. 2007), konnte bei einem pflanzennahen/bodengestützten System mittels aktiver Beleuchtung auf dieses ausgeprägte Band zurückgegriffen werden.

Die zweite zu definierende Spektrallinie diente der Intensitätsnormierung. Diese Normierung wurde dazu verwendet, um Intensitätsänderungen des Gesamtspektrums, hervorgerufen z.B. durch Beleuchtungsvariationen oder geometrische Änderungen zwischen Messobjekt und Sensorsystem, relativieren zu können. Dieses konnte erreicht werden, indem das gesamte Reflexionsspektrum auf die Reflexionsintensität der zweiten Spektrallinie normiert wurde. Diese zweite Spektrallinie sollte daher eine möglichst geringe Empfindlichkeit zu den Wasserabsorptionsbanden und somit die geringste Dynamik bei der Messung unterschiedlicher Wassergehaltswerte aufweisen.

Die Spektralreflexion im Bereich der Wellenlängen von ca. 1000 nm bis 1100 nm zeigten in den aufgenommenen Spektren der Voruntersuchung die geringste Dynamik bezogen auf die beiden Pflanzenmessungen von 50 % und 90 % rel. Wassergehalt (Abb. 5.21).

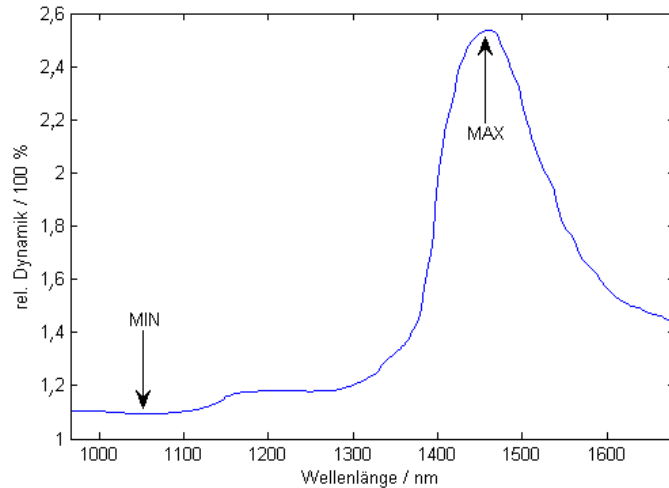


Abb. 5.21: Dynamikbereich der Spektralverläufe bezogen auf 50 % zu 90 % Blattwassergehalt

Die Beobachtung wurde zudem auch dadurch unterstützt, dass dieser Spektralbereich von den in der Literatur angegebenen NIR-Wasser-Absorptionsbanden (970, 1200 und 1450 nm) einen ausreichenden Abstand aufwies. Daher wurde die Normierungsspektrallinie auf 1050 nm festgelegt.

$$WI = \frac{R_{1450}}{R_{1050}} \quad \left. \begin{array}{l} 5.26 \quad R_x = \text{Reflexionsintensität der Wellenlänge } x \\ WI = \text{Spektraler Wasserindex} \end{array} \right\}$$

Auf Basis der Voruntersuchungen und den in der Literatur benannten spektralen Wasserabsorptionsbanden wurde ein Spektral-Quotient WI (spektraler Wasserindex) eingeführt, der die Reflexion der Wasserabsorptions-Bande bei 1450 nm auf die Reflexionsintensität von 1050 nm normiert.

Der WI für diese einzelnen Blattstrukturen war dabei für jedes Pixel i der x - und y -Ortsachsen zu berechnen.

$$WI_i(x_i, y_i) = \frac{R_{1450}(x_i, y_i)}{R_{1050}(x_i, y_i)} \quad \left. \begin{array}{l} 5.27 \quad R_{xxxx} = \text{Spektralreflexion bei } xxxx \text{ nm} \\ x_i, y_i: = \text{Orts-Koordinaten des Spektrums} \\ WI_i = \text{Spektr. Wasserindex am Ort } i \end{array} \right\}$$

Um die aus der Spektralanalyse berechneten Wasserindizes WI mit den gravimetrischen Wassergehalten korrelieren zu können, mussten die WI innerhalb der Blattfläche aufsummiert und gemittelt werden.

$$WI_{Blatt} = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{ii=1}^m \frac{R_{1450}(x_i, y_{ii})}{R_{1050}(x_i, y_{ii})} \quad \left. \begin{array}{l} 5.28 \quad x_i, y_{ii}: \text{ Orts-Koordinaten des Spektrums} \\ n, m: \text{ Anzahl der X- und Y-Pixel} \end{array} \right\}$$

Die relevanten Flächen und damit verbunden die Ortskoordinaten der einzelnen aufzusummierenden WI Werte wurden durch die zuvor durchgeführte Binärisierung und Segmentierung des HSC gegeben (siehe Abb. 5.16, Abb. 6.17).

Bei der Aufstellung des Modells bzw. Bildung der Hypothese zur Vorhersage des Blattwassergehalts auf Basis des WI wurde die Annahme getroffen, dass der bei der Reflexionsmessung nicht mitgemessene Anteil der Transmission durch die Blattfläche gering ist und somit als 0 angenommen werden kann. Nach Gleichung 3.4 ergibt sich zwischen der Absorption und Reflexion folgender Zusammenhang:

$$\text{Absorption} = 1 - \text{Reflexion} \quad 5.29$$

Durch das Lambert-Beer'sche Gesetz (siehe Gl. 3.7) wird der Zusammenhang zwischen der spektralen Absorption bei klaren Flüssigkeiten in Abhängigkeit der Konzentration des absorbierenden Stoffes bzw. der Wegstrecke beim Durchqueren der Lösung in Transmissionsanordnung beschrieben. Dieses wird im Allgemeinen durch einen logarithmischen Zusammenhang zwischen Extinktion und der detektierten Strahlung formuliert, so dass von diesem Zusammenhang auch bei der hier durchgeführten Untersuchung, unter Verzicht auf die spezifischen Randbedingungen, zwischen der (auf Basis des WI berechneten) Absorption und der Stoffmittelkonzentration, dem Blattwassergehalt, nach folgender Gleichung ausgegangen wurde:

$$\text{Blattwassergehalt} \sim \log(1 - \text{WI}) \quad 5.30$$

Dieser Zusammenhang wurde durch die Korrelationen zwischen dem WI und dem gravimetrisch ermittelten Blattwassergehalt analysiert und zur Berechnung der Modellparameter mittels linearer Regression verwendet. Auf Basis der Korrelationsfunktionen sowohl des PLS- als auch des WI-Modells wurde neben dem Bestimmtheitsmaß auch der Schätzwertfehler RMSE berechnet.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad 5.31$$

RMSE: Schätzwert-Fehler
y_i : gemessener Wert,
\hat{y}_i : Schätzwert
n: Anzahl der Messungen

Dieser wurde sowohl für die Versuche 1, 2, 3 einzeln als auch für die Gesamtkorrelation Versuch 1-3 (Messdaten als Gesamtheit aus allen drei Versuchen) berechnet.

5.5.3 Umgebungseinflüsse

Die Messung von Spektraldaten und die daraus abgeleitete Berechnung des Schätzwerts der Blattwassergehalte waren vielen unterschiedlichen Einflüssen unterworfen, die teils

gravierenden Einfluss auf das Messergebnis haben konnten. Die folgenden aufgeführten Größen sind dabei insbesondere bei der in dieser Arbeit gewählten Messkonfiguration zur Abschätzung des Einflusses auf die Genauigkeit der Schätzwerte des WI genauer betrachtet und analysiert worden.

5.5.3.1 Umgebungsbeleuchtung

Alle Lichtquellen außer der installierten aktiven Beleuchtung durch die Halogenscheinwerfer wurden im Folgenden als Umgebungsbeleuchtung bezeichnet. Aus organisatorischen Gründen erfolgten die Messungen zur Korrelation des Blattwassergehalts vormittags, so dass in diesem Zusammenhang hauptsächlich die Strahlungsenergie der Sonne die Umgebungsbeleuchtung darstellte, die in geringem Maße je nach Wetterlage zusätzlich zur Halogenbeleuchtung eine Strahlungsquelle bei der Messung der Reflexion darstellte. Trotz Abschattung gegen direkte Sonneneinstrahlung konnte ein Teil dieser Strahlung über Mehrfachreflexionen bzw. Streuung zur Messprobe gelangen. Da die spektrale Zusammensetzung dieser Umgebungsbeleuchtung von der Charakteristik des Halogenstrahlers undefiniert abwich, führte die Überlagerung der Umgebungsbeleuchtung mit der Halogenbeleuchtung damit auch zu einer relativen Veränderung der Reflexionsstrahlung der Probe und somit zu einem Fehler in der Messung zur Vorhersage des Blattwassergehalts.

Die Größe dieses Einflusses in der verwendeten Messanordnung sollte durch Messungen analysiert werden und somit der zu erwartende Fehler quantitativ bestimmt werden. Dazu wurden bei jeder der drei Versuchsreihen Spektralmessungen mit eingeschalteter Halogenbeleuchtung sowohl bei völliger Dunkelheit (nachts) als auch mit mittlerer Umgebungsbeleuchtung (vormittags) sowie als Test ohne zugeschaltete aktive Beleuchtung durchgeführt und dabei die spektralen Reflexion von Boden- und Blattstrukturen gemessen.

5.5.3.2 Objektwinkel

Ein idealer Streukörper reflektiert die Strahlung in einem bestimmten Verhältnis der Wellenlängen zueinander, so dass die Abstrahlcharakteristik in Bezug auf das Spektrum gleich bleibt. Das Lambertsche Kosinus-Gesetz beschreibt die Abhängigkeit der Strahlungsstärke $I(\theta)$ in Bezug auf den Abstrahlwinkel eines Lambert-Strahlers.

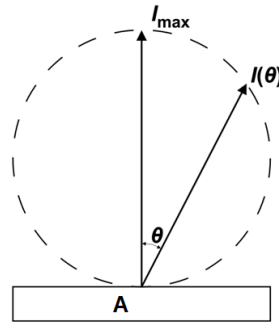


Abb. 5.22: Abhängigkeit der Strahlungsstärke $I(\theta)$ in Bezug auf den Abstrahlwinkel eines Lambert-Strahlers

Diese erreicht das Maximum I_{\max} senkrecht zur Oberflächennormalen und nimmt bei zunehmendem Winkel θ ab, bis sie bei einem Winkel von 90° (= parallel zur Objektnormalen) den Wert 0 erreicht.

$$L = \frac{I(\theta)}{A \cdot \cos(\theta)} = \text{const}$$

5.32	L : Leuchtdichte $I(\theta)$: Intensität θ : Winkel zur Oberflächennormalen A : Reflexionsfläche
------	---

Wird diese Strahlungsstärke auf die reduzierte Fläche A , die sich unter dem entsprechenden Betrachtungswinkel θ einstellt, ins Verhältnis gebracht, ergibt sich die konstante Leuchtdichte L .

Das Pflanzenblatt besteht im Gegensatz zum idealen Streukörper aus verschiedenen Zellschichten mit unterschiedlichen chemischen Eigenschaften. Diese Unterschiede in der chemischen Zusammensetzung und auch in der Oberflächenstruktur führen zu unterschiedlichen optischen Eigenschaften in Bezug auf die Streueigenschaften, Absorption und Transmission. Dadurch lassen sich die spektralen Eigenschaften von Blättern nur bedingt simulieren und vorhersagen. Besonders der Einfluss durch unterschiedliche Beleuchtungs- und Detektionswinkel ist durch die verschiedenen Blattschichten sehr komplex und wurde daher experimentell erfasst.

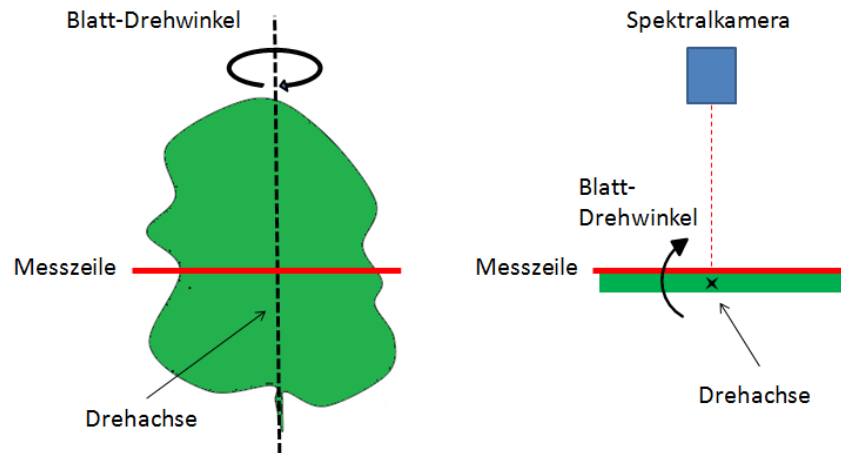


Abb. 5.23: Experimenteller Versuchsaufbau zu Messung des Einflusses der Blattstellung auf die Spektralreflexion (Draufsicht links, Seitenansicht rechts)

Dazu wurde die Reflexion eines Brokkoli-Blattes aus der Versuchsreihe 3 mit einer Blattfläche von ca. 25 cm² unter verschiedenen Winkeln (Blatt-Drehwinkel) erfasst, indem das Blatt an seiner Sprossachse seitlich eingespannt wurde. Somit stellte die Sprossachse die Drehachse zur Verstellung unterschiedlicher Winkel dar, wobei die Darstellung der Skizze dem Winkel 0° entsprach, in dem die Spektalkamera senkrecht zur Blattfläche gerichtet war. In Abhängigkeit der Änderung des Blatt-Drehwinkels wurde die Reflexionsmessung des Blattes und somit die Änderungen des Spektrums analysiert.

5.5.3.3 *Blattdicke*

Die Interaktion des Lichtes mit dem Blatt findet nicht nur direkt an der Oberfläche des Blattes statt. Abhängig von dem physiologischen Aufbau des Blattes dringt die Strahlung unterschiedlich tief in die Struktur ein und wird an den verschiedenen Grenzschichten der Zellen und Materialübergänge (z.B. Zellwände) reflektiert bzw. gestreut. Dadurch ist eine Veränderung des Strahlungsweges bzw. der -länge innerhalb des Messobjektes möglich, die zu einer Beeinflussung der vom Blatt reflektierten und vom Messsystem detektierten Strahlung führen kann.

Um die Blattdicke als physiologische Einflussgröße auf die Messung bewerten zu können, sind unmittelbar nach jeder spektralen Messung der Pflanzen, vor der gravimetrischen Referenzmessung des Blattwassergehalts, die Einzelblätter in ihrer Dicke orthogonal zur Blattfläche manuell bestimmt worden (vgl. Kapitel 5.1, Seite 70). Die Blattdicke wurde in Abhängigkeit zum rel. Blattwassergehalt dargestellt und in Zusammenhang zum Schätzwertfehler des WI-basierten Modells des Gesamtversuchs 1-3 analysiert.

5.5.3.4 *Technische Wiederholgenauigkeit*

Die technische Wiederholgenauigkeit gibt die Genauigkeit eines Messverfahrens wieder und gibt somit Aufschluss über das Maß der durch die gesamte Apparatur entstehenden Fehler. Dies geschieht, indem eine Messprobe sowie die Anordnung und Parametrierung

des Systems als konstant angenommen werden. Die durch eine mehrmalige Messung der gleichen Probe entstehende Varianz der Ergebnisse wird auf diese Weise als Maß des Systemfehlers angenommen.

Zur Analyse der technischen Wiederholgenauigkeit wurde eine Pflanze aus Versuch 2 mehrmals unmittelbar hintereinander mittels bildgebenden Spektromesssystems bei identischer Versuchsanordnung gemessen. Dazu wurde die Pflanze, bestehend aus fünf Einzelblättern, insgesamt zehnmal gemessen. Die Spektraldaten wurden auf Basis des Wasserindex WI (siehe Kapitel 5.5.2) und des entsprechenden Regressionsmodells zur Vorhersage des Blattwassergehalts analysiert. Errechnet wurde jeweils ein WI-Mittelwert pro Blattfläche für jede Messung der Wiederholungen entsprechend der Klassifizierung und Segmentierung.

5.5.4 Anwendungsbeispiel Zeitreihenmessung

Exemplarisch sollte als mögliches Anwendungsbeispiel eine Wiederholungsmessung einer selben Pflanze erfolgen. Deren Änderung des Blattwassergehaltes wurde über einen definierten Zeitraum stündlich mittels Spektromessplatz gemessen und visualisiert. Dazu wurde eine 3-blättrige Pflanze mit einer Wuchshöhe von ca. 6 cm aus der Versuchsreihe 1 verwendet, die durch Induktion von Trockenstress eingetrocknet wurde. Die Pflanze wurde von einer Vorzuchtschale in die Messschale des Labormessplatzes umgepflanzt und die Umgebungsbedingungen sowie die messtechnischen Parameter (siehe Kapitel 4.2.2/4.2.3, Seite 59) während dieses Versuchs konstant gehalten. Die Halogenbeleuchtung des Messplatzes wurde nur ca. eine Minute vor jeder Messung eingeschaltet und nach beendeter Messung wieder ausgeschaltet, um die Wärmeentwicklung aufgrund der Strahlungsleistung gering zu halten.

Tab. 5.1: Versuchsdaten der Zeitreihenmessung als Anwendungsbeispiel

VERSUCHSPARAMETER	
Messintervall	1 Stunde
Versuchsdauer	120 Stunden
Blattanzahl	3
Aufzuchtdateien	s. Versuch 1
Messaufbau	s. Versuch 1

Die so gewonnenen Spektralbilder wurden auf Basis des WI ausgewertet und visualisiert. Anschließend wurde der Schätzwert des relativen Blattwassergehalts mittels der ermittelten Modellparameter aus Kapitel 5.5.2 (WI/ Blattwassergehalt-Korrelation, Versuch 1) berechnet. Eine Referenzbestimmung des Blattwassergehalts parallel zu den Spektromessungen ist hierbei nicht erfolgt, da dies im Rahmen dieser Arbeit lediglich mittels zerstörungsbehafteter thermogravimetrischer Untersuchungsmethode möglich

gewesen wäre. Lediglich der Blattwassergehalt am Ende des Eintrocknungsversuchs wurde mittels Referenzverfahrens bestimmt.

Kapitel 6

Ergebnisse

6.1 Gravimetrische/ manuelle Referenzmessung

Die gravimetrische Bestimmung des relativen Blattwassergehalts stellte die Referenzmethode zur NIR Spektralmessung dar. Auf Basis dieser Datenerhebung fanden die Korrelationen der Spektraldaten mit den Wassergehalten sowie die nachfolgenden Fehlerbetrachtungen statt.

Es wurden im Rahmen dieser Arbeit drei Versuchsgruppen mit Brokkolipflanzen unterschiedlicher Entwicklungsstadien durchgeführt (siehe Kapitel 4.3). Die nachfolgende Tabelle (Tab. 6.1) stellt zur Verdeutlichung des jeweiligen Streubereichs die Feucht- sowie Trockenmassen der in den Versuchsgruppen 1-3 spektroskopisch vermessenen Pflanzenblätter (Blattanzahl $n_{\text{ges}} = 698$) dar.

Tab. 6.1: Ermittelte Feucht- und Trockenmassen der Einzelblätter aus den Versuchsgruppen 1-3 ($n_{\text{ges}} = 698$)

MESSGRÖSSE	EINHEIT	VERSUCH 1	VERSUCH 2	VERSUCH 3
Feuchtmasse (mittel)	g	0,143	1,168	21,156
Feuchtmasse (min)	g	0,015	0,191	5,000
Feuchtmasse (max)	g	0,586	2,566	50,893
Trockenmasse (mittel)	g	0,024	0,271	2,884
Trockenmasse (min)	g	0,008	0,088	0,872
Trockenmasse (max)	g	0,060	0,536	6,962

Die Streuung der Massen der drei Versuchsgruppen zeigte deutliche Unterschiede auf. Es hatten die Einzelblätter, z.B. der Versuchsgruppe 3, Feuchtmassen zwischen 5 und ca. 50 g, so dass der Maximalwert ca. die Hälfte des Messbereichs der Feinwaage von 100 g erreichte. Die Feuchtmassen von Versuchsgruppe 1 mit 0,015 bis 0,586 g lagen dagegen

im untersten Messbereich der Waage, der durch seine Digitalisierungs-Schrittweite von 0,001 g begrenzt war.

Unter Betrachtung der Feuchtmassen- und Trockenmassen-Mittelwerte wurde deutlich, dass mit ansteigender Versuchsgruppe die vorherrschenden Blattmassen etwa um eine Dekade zugenommen hatten. Dies ließ sich auf die unterschiedliche Länge der Vegetationszeitraums zurückführen, so dass die jeweils vier Wochen längere Entwicklungszeit zwischen den 3 Versuchen zu einer deutlichen Zunahme der Blattmassen führte. Diese Blattmassenzunahme spiegelte sich auch in den ermittelten Daten für die Blattdicke dadurch wider, dass die mittlere Blattdicke bei Versuchsgruppe 1 lediglich 0,16 mm betrug und hin zu Versuchsgruppe 2 und 3 auf Mittelwerte von 0,4 und 1,79 mm anwuchs.

Tab. 6.2: Ermittelte Blattdicken der Einzelblätter aus den Versuchsgruppen 1-3 ($n_{ges} = 698$)

MESSGRÖSSE	EINHEIT	VERSUCH 1	VERSUCH 2	VERSUCH 3
Blattdicke (mittel)	mm	0,16	0,40	1,79
Blattdicke (min)	mm	0,10	0,20	1,00
Blattdicke (max)	mm	0,30	0,80	3,10

Unter Verwendung der ermittelten Feucht- und Trockenmasse eines jeden Einzelblattes wurden die Blattwassergehalte der drei Versuchsgruppen nach Gleichung 1.1 berechnet. Dieser Wert gab den relativen Wassergehalt des Blattes bezogen auf seine Feuchtmasse im Wertebereich von 0 bis 100 % an. Die Ergebnisse des gravimetrisch ermittelten Blattwassergehalts werden in Tab. 6.3, aufgeteilt auf die drei verschiedenen Versuchsgruppen, dargestellt.

Tab. 6.3: Ermittelter Wassergehalt der Einzelblätter aus den Versuchsgruppen 1-3 ($n_{ges} = 698$)

MESSGRÖSSE	EINHEIT	VERSUCH 1	VERSUCH 2	VERSUCH 3
Blattwassergehalt (mittel)	%	74,35	69,10	85,94
Blattwassergehalt (min)	%	15,00	13,68	81,97
Blattwassergehalt (max)	%	92,13	93,86	89,99

Es zeigte sich, dass die Induktion von Trockenstress während der Untersuchungszeiträume in den Versuchsgruppen 1 und 2 zur deutlichen Streuung des Blattwassergehalts geführt hat. Hierbei wurden Werte zwischen etwa 94 % Blattwassergehalt zu Beginn der Versuche bei optimal wasserversorgten Pflanzen bis hin zu 14 % Blattwassergehalt bei teilweise schon stark abgetrockneten Blättern zu Versuchsende gemessen. Dabei war die Häufigkeitsverteilung der berechneten Blattwassergehalte (Abb. 6.1) keineswegs konstant über den Streubereich.

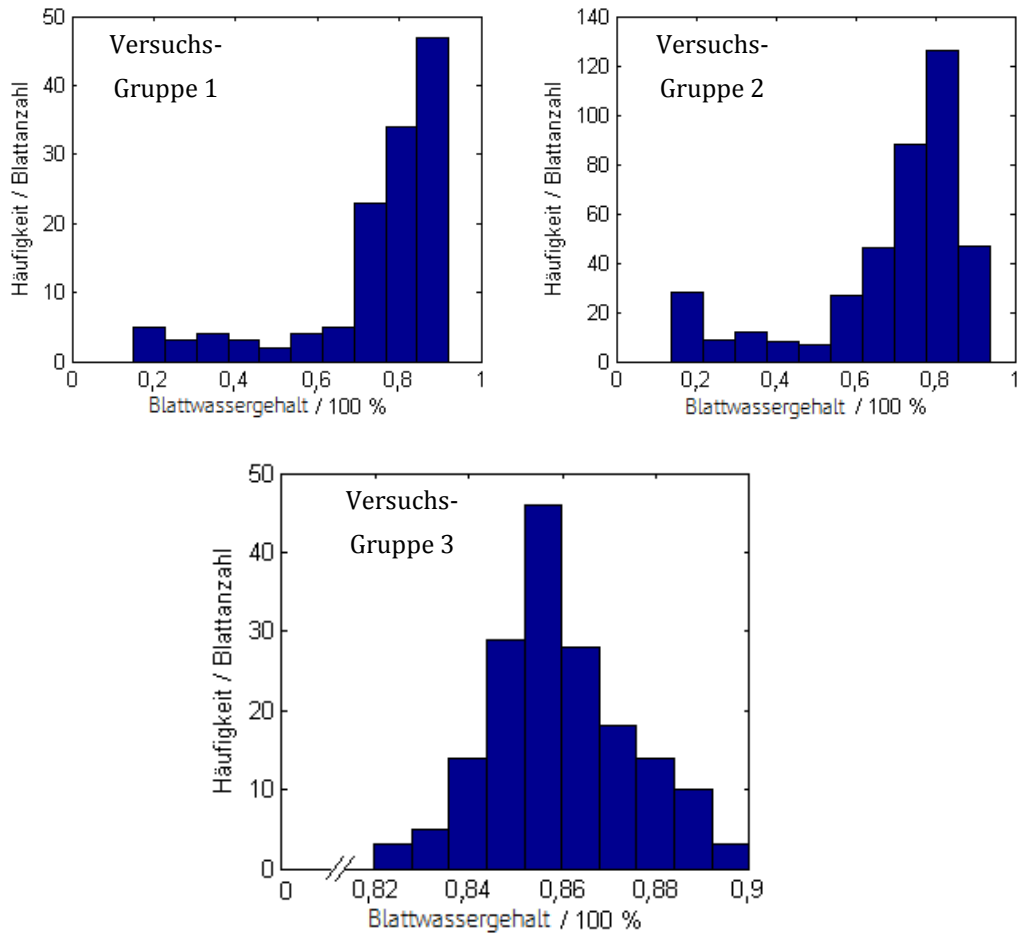


Abb. 6.1: Häufigkeitsverteilungen der gravimetrisch bestimmten Blattwassergehalte der Versuchsgruppen 1 (oben links), 2 (oben rechts) und 3 (unten), aufgeteilt in jeweils 10 Häufigkeitssegmente je Versuchsgruppe

Es zeigte sich, dass Blätter mit höherem Wassergehalt in den Versuchsgruppen 1 und 2 häufiger vertreten sind als Blätter mit geringerem Wassergehalt. Bei der Versuchsgruppe 3 war im Gegensatz zu den Versuchsgruppen 1 und 2 eine deutlich geringere Varianz der Blattwassergehalte in einem Bereich von etwa 90 % bis 82 % ersichtlich.

6.2 Charakterisierung des Spektralsystems

Die Charakterisierung des Spektralsystems diente der qualitativen und quantitativen Bestimmung des Fehlerpotentials, der Eignung des Systems im Rahmen der Arbeit zur Bestimmung des Wassergehalts von Pflanzen im Gemüsebau und Abschätzung der Übertragbarkeit eines solchen Messverfahrens auf weitere Anwendungsbereiche.

6.2.1 Dunkelstrom

Bei verschlossenem Objektiv wurden 1000 Einzelmessungen aufgenommen. Daraus wurde für jedes einzelne Pixel des Sensors (252 Spektralpixel, 240 Ortspixel) das arithmetische Mittel berechnet. Der mittlere Dunkelstrom des Sensors lag dabei bei ca. 400 Digits und betrug somit etwa 10 % des Dynamikbereichs des Sensors. Dieser hohe

Dunkelstromanteil war auf die gewählte hohe Verstärkung seitens der Sensorkonfiguration zurückzuführen, um bei den gegebenen Messparametern (Beleuchtungsintensität, verwendete Optik, eingestellte Schärfentiefe und die an die Verfahrensgeschwindigkeit angepasste Messfrequenz) eine möglichst gute Aussteuerung nahe 100 % zu erreichen. Auffällig jedoch waren die relativ großen Unterschiede des Dunkelstroms innerhalb der einzelnen Pixel untereinander.

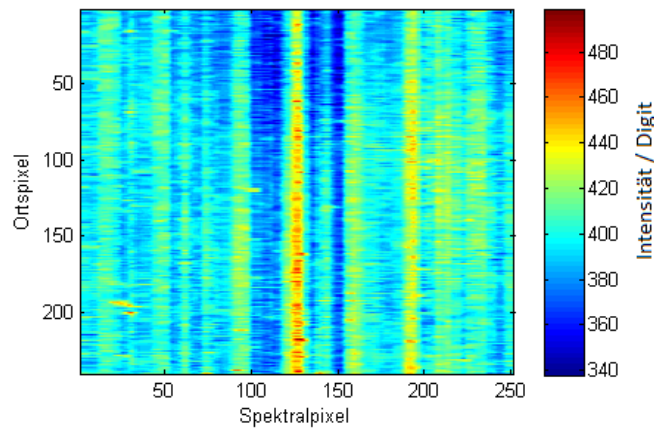


Abb. 6.2: Dunkelstrommessung des NIR-Flächensensors berechnet als arithmetisches Mittel aus 1000 Einzelmessungen (Dynamikauflösung von 12 Bit)

Die Abb. 6.2 zeigt die Digitalwerte des Dunkelstroms des Sensors. Der Dunkelstrom lag in einem Bereich zwischen 340 und 490 Digits. Stellte man eine Häufigkeitsverteilung auf Basis dieser Dunkelstromwerte auf (Klassenanzahl 40), so erhielt man nachfolgende Grafik (Abb. 6.3). Nach Überprüfung dieser Verteilung unter Verwendung des Shapiro-Wilks-Tests wurde der optische Eindruck bestätigt, dass es sich hierbei um eine Normalverteilung (Gausverteilung) handelte - die Schiefe der Verteilung lag bei lediglich $\nu = +0,15$. Der Mittelwert des Dunkelstroms betrug bei der verwendeten Sensorkonfiguration 402 Digits. Die Standardabweichung betrug dabei 16 Digits.

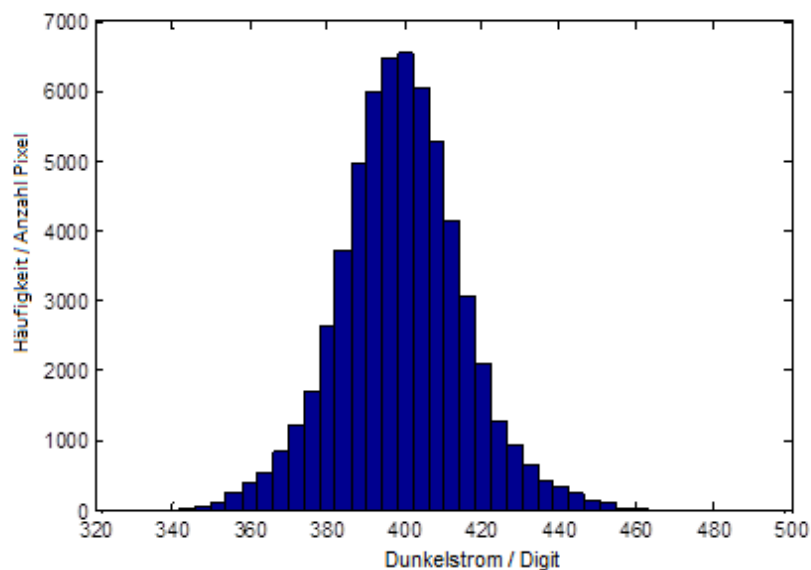


Abb. 6.3: Häufigkeitsverteilung des Dunkelstroms, aufgeteilt in 40 Klassen

Der digitalisierte statische Dunkelstrom D_i hatte zur Folge, dass sich dadurch die Auflösung der Messgröße reduzierte. Die A/D-Wandlung der anliegenden Spannungen am Sensorchip betrug 12 Bit, die maximale Auflösung ergab sich dadurch 4096 Inkremente (Digits).

$$D_r = D_t - D_i = 3694 \text{ Digits}$$

6.1	D_r : reale Auflösung D_t : Auflösung A/D-Wandler D_i : Dunkelstrommittelwert
-----	---

Die reale Auflösung D_r betrug demnach im Mittel mit 3694 Digits nur noch ca. 90 % der theoretischen Auflösung von 12 Bit.

6.2.2 Rauschen

Das Rauschen stellte eine zufällige Störung (überwiegend durch thermische Einflüsse begründet) des Sensorsignals dar und beeinflusste damit die Genauigkeit der spektralen Messergebnisse. Die Auswertung bezogen auf das Rauschverhalten der Sensorpixel ist in Abb. 6.4 veranschaulicht. Es wird das Maß des Sigma-Rauschens jedes Pixels farblich dargestellt. Es ist erkennbar, dass das Rauschen nicht gleichmäßig, sondern in bestimmten Bereichen des Sensors stärker ausgeprägt war. Dies betraf zum einen die seitlichen Randbereiche, zum anderen zwei diagonal (horizontal mittig, vertikal oberer und unterer Randbereich nach rechts zusammenlaufend) im Sensorfeld verlaufende Linien. Diese Inhomogenitäten waren nach Herstellerangaben durch den Fertigungsprozess des Halbleiters (Sensorchip) begründet und lagen im üblichen Bereich.

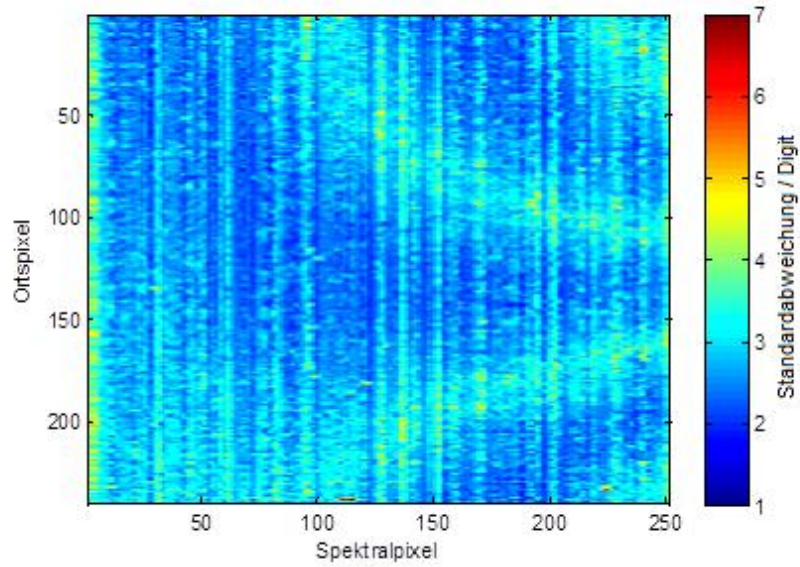


Abb. 6.4: Standardabweichung des σ -Rauschen des NIR-Flächensensors

Betrachtet man die Häufigkeitsverteilung des Sigma-Rauschens (Einteilung in 40 Klassen) fällt die Abweichung zur Normalverteilung auf, welches durch den Shapiro-Wilks-Test bestätigt wurde – die Schiefe der Verteilung lag bei $v = +1,01$. Durch die Sensorbereiche erhöhten Rauschens ergab sich folglich eine rechtsschiefe Verteilung der Rauschwerte.

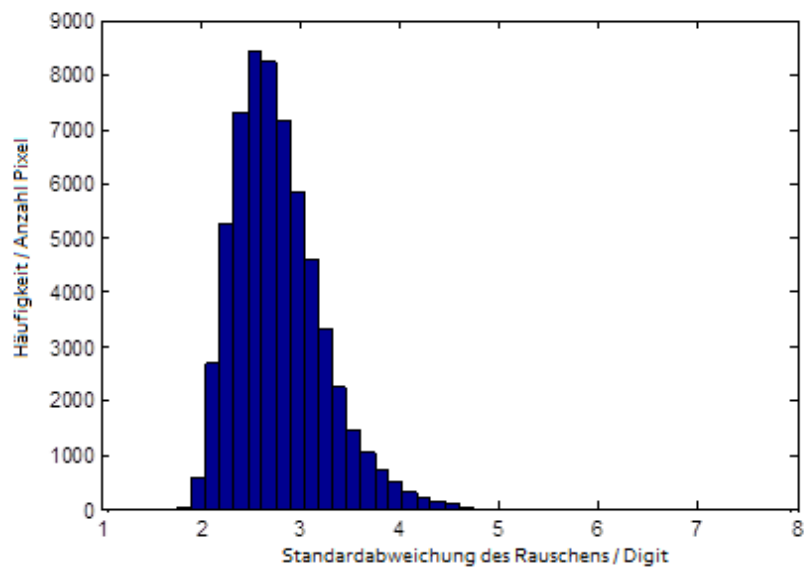


Abb. 6.5: Häufigkeitsdiagramm der Standardabweichung des σ -Rauschen (Orts- und Spektralachse)

Der Mittelwert des σ -Rauschens σ_{Rauschen} bezogen auf alle Pixel des Sensors (Orts- und Spektralachse) wurde nach folgender Gleichung bestimmt:

$$\bar{\sigma}_{\text{Rauschen}} = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{x=1}^n \sum_{z=1}^m \sigma_{x,z}$$

6.2 | $\bar{\sigma}_{\text{Rauschen}}$: Rauschmittelwert
 n, m : Pixelanzahl Orts-,
 Spektralachse
 $\sigma_{x,z}$: Einzel- σ -Rauschwert

Der Mittelwert des σ -Rauschens betrug $\bar{\sigma}_{\text{Rauschen}} = 3,47 \text{ Digits}$.

6.2.3 Örtliche Auflösung

Um bei allen Versuchen identische Voraussetzungen in Bezug auf die Ortsauflösung zu haben, war über die verschiedenen Versuche hinweg ein einheitliches Objektiv zum Einsatz gekommen (die Blendenvorwahl des Objektivs wurde zur Erhöhung der Schärfentiefe auf $f/5,6$ eingestellt). Der Abstand zwischen Sensorsystem und dem Bodenniveau bzw. zum Messobjekt wurde bei allen Versuchen identisch auf ca. 800 mm (Grundabstand) eingestellt. Aufgrund der Planung zu Versuchsreihe 3 mit Brokkolipflanzen (Vegetationsdauer 14 Wochen) wurde die erforderliche maximale Messbreite, also die Zeilenbreite im Grundabstand, auf 700 mm abgeschätzt.

Nach dieser Vorgabe wurde aus einer Auswahl von Objektiv-Brennweiten ($f = 5; 8; 12; 15$ mm) ein Objektiv mit einer Fokusslänge von $f = 8$ mm ermittelt, durch welches das Spektralsystem nach Gleichungen 5.3/5.4 theoretisch einen Öffnungswinkel von $\alpha = 48,46^\circ$ und damit eine Zeilenbreite der Messzeile von 720 mm im Grundabstand aufwies.

Die experimentelle Untersuchung der Zeilenbreite durch das seitliche Antasten der Messzeile mittels Kontrastobjekt 1 (vgl. Abb. 5.2, Seite 74) ergab eine reale Zeilenbreite von 701 mm im Grundabstand. Aus Gleichung 5.5 (Kapitel 5.2) ergab sich folglich bei einer Pixelanzahl (Ortsachse) von 240 durch Berechnung von $b_p = 701 \text{ mm} / 240$ eine theoretische örtliche Auflösung des Spektralsystems im Grundabstand von 2,92 mm in der x-Achse (Orts-Zeilenachse).

Das reale Auflösungsvermögen kleiner Strukturen war jedoch nicht nur von der Pixelauflösung der Zeilenbreite, sondern auch maßgeblich von der Güte der optischen Elemente zwischen Objekt und Sensorfläche abhängig. Daher wurden zur experimentellen Untersuchung des örtlichen Auflösungsvermögens Versuche mittels Kontrastobjekt 2 (vgl. Abb. 5.3, Seite 74) durchgeführt. Die Messdaten des Kontrastobjekts 2 (Querstreifenmuster) zeigen den Intensitätsverlauf bei einer Wellenlänge von 1050 nm über den gesamten Bereich der Messzeile im Grundabstand (Abb. 6.6).

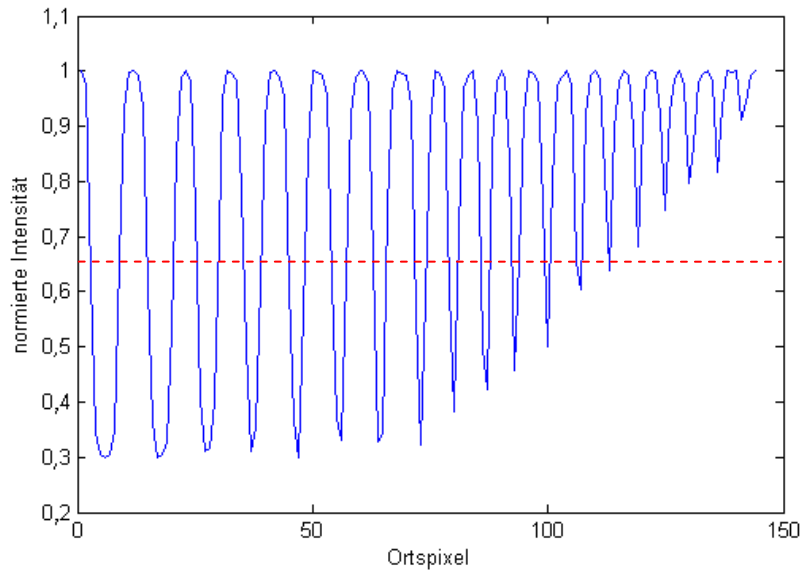


Abb. 6.6: Querstreifenmuster zur Bestimmung der Ortsauflösung entlang der Messzeile im Grundabstand

Um Schwankungen der Intensität, verursacht durch ungleichmäßige Ausleuchtung der Messzeile, auszugleichen, wurde die Maximalintensität zwischen den Streifen auf einen konstanten Wert normiert und in den Bereichen der Streifen linear interpoliert.

Die Intensitäten der schwarzen Streifen 1 – 8 (von links) ergaben nahezu eine konstante Intensität von etwa 0,3 in Bezug auf die weißen Zwischenbereiche (normiert auf 1,0). Ab Streifen 9 näherten sich die Intensitätswerte linear dem Maximalwert 1 an. Bei Streifen 15 war erstmalig das Kontrastverhältnis von 50 % bezogen auf die Intensität zwischen dem Streifen und dem Hintergrund unterschritten. Demnach gab die Breite des Streifens 14 mit 2,7 mm das experimentelle Auflösungsmaß der Messzeile in Querrichtung an und lag in guter Näherung im Bereich des errechneten Auflösungs-Werts von 2,9 mm.

Zur experimentellen Bestimmung der Tiefe der Messzeile (y -Ausrichtung der Messzeile) wurde das Kontrastobjekt 1 im Bereich des Schwarz/Weiß-Übergangs exakt parallel zur Messzeile ausgerichtet und unter dem System motorisch mit geringer Geschwindigkeit ($0,01 \text{ m s}^{-1}$) im Mikroschritt-Modus (1/16 Vollschritt) verfahren. Der allgemeine Aufbau entsprach den vorherigen aus Kapitel 5.2.3, die Anordnung der Messung ist in Abb. 5.4 auf Seite 75 skizziert. Das Ergebnis der Intensität der Reflektion ist in Abhängigkeit des Verfahrens aufgezeichnet worden und in Abb. 6.7 dargestellt.

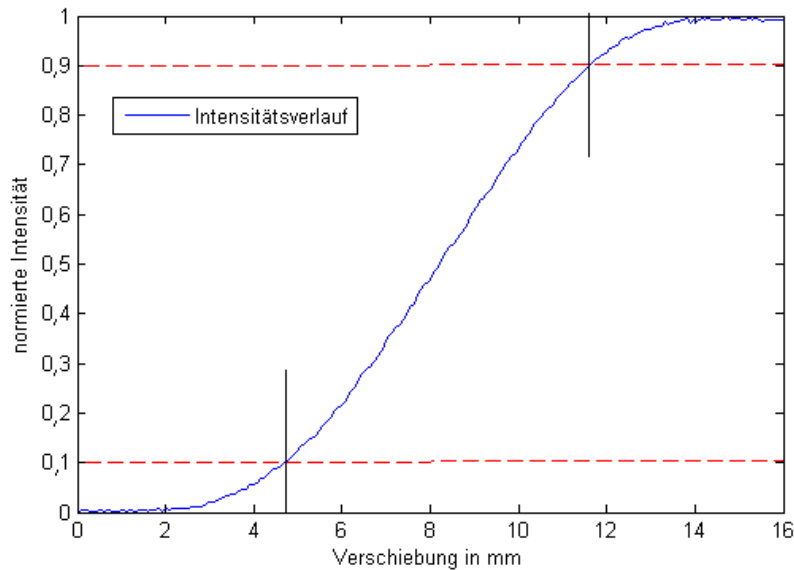


Abb. 6.7: Längsverschiebung zur Bestimmung der Ortsauflösung quer zur Messzeile im Grundabstand

Die Dynamik der Intensität des Versuchs wurde auf die Grenzen 0 und 1 normiert. Es zeigte sich, dass bereits in den Intensitätsbereichen $< 0,2$ und $> 0,8$ die Steigung des Verlaufs stark abflacht, was u. a. durch seitliche Streulichteffekte innerhalb des Materials vom Kontrastobjekt (Papier) hervorgerufen wurde. Daher wurden die Grenzwerte für Ermittlung der Ortsauflösung des y-Achse (Dicke der Messzeile) auf 0,1 und 0,9 herabgesetzt, um diesen Effekt nicht zu sehr in das Ergebnis einfließen zu lassen.

Die resultierende Verschiebung des Musters zwischen den Schwellwerten von 10 und 90 % Intensität beträgt 6,85 mm und gibt somit die Zeilendicke der Messzeile im Grundabstand wieder.

6.2.4 Spektrale Auflösung

Mittels einer speziellen Optik, eines sog. Spektrographen, wurde im verwendeten bildgebenden Spektrographen eine geometrische Zeile in seine spektralen Bestandteile aufgeweitet und anschließend auf einen Sensor-Chip projiziert. Aufgrund dieses Aufbaues wurde es möglich, den Kamera-Flächensensor sowohl in einer räumlichen als auch in einer spektralanalytischen Weise zu nutzen.

Um im späteren Verlauf eine präzise Spektralanalyse auf Basis von pixeldiskreten Signalverläufen zu ermöglichen, war die Kenntnis über den funktionalen Zusammenhang zwischen Pixelposition und Wellenlänge unabdingbar. Dieser funktionale Zusammenhang wurde auf experimentellem Weg mittels Referenzmessungen bestimmt.

Dazu wurden vier LEDs (Lichtemittierende Dioden) unterschiedlicher Wellenlänge vorselektiert, die ihre Emissionsbandweite im spektralen Detektionsbereich des Sensors

(etwa 900 – 1600 nm) aufwiesen. Die exakte Peak-Position jeder Diode wurde mittels kalibriertem Referenz-Spektrometers bestimmt (Abb. 6.8).

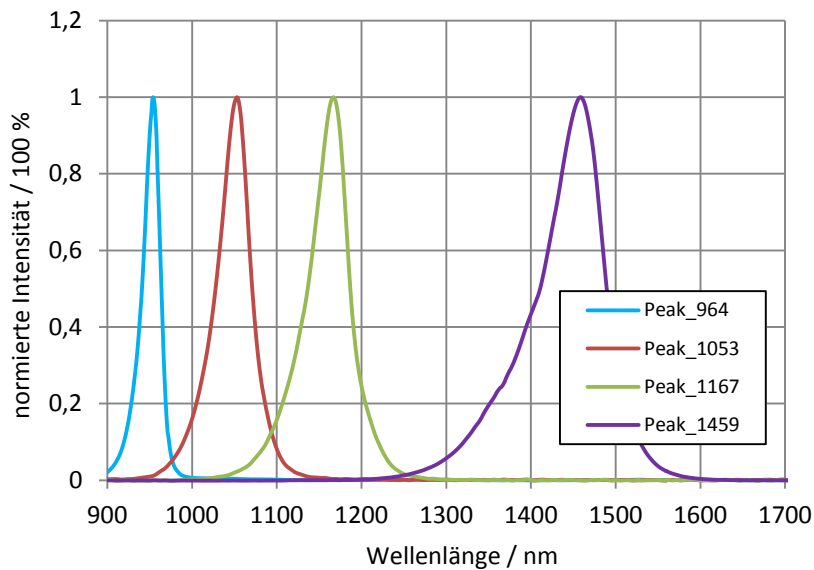


Abb. 6.8: Referenzspektren der Kalibrier-LEDs

Die Peak-Wellenlängen der für die Kalibrierung eingesetzten LEDs wurden mit 964 nm, 1053 nm, 1167 nm und 1459 nm bestimmt. Die LEDs wurden daraufhin zur Kalibrierung des Spektralimaging-Systems verwendet, indem sie in definiertem Abstand und entsprechender Ausrichtung vor dem Messsystem positioniert und die Intensitätsbilder ausgewertet wurden.

Bei der Datenauswertung ergab sich ein kleiner Bereich in der örtlichen Achse, in dem die spektrale Charakteristik der jeweils aufgenommenen Diode wiederzufinden war (Abb. 6.9, oben). In diesem Bereich wurde das Pixel mit der höchsten Intensität identifiziert und dessen Position (Pixelnummer der Spektralachse auf dem Sensorchip) der zuvor ermittelten Peak-Wellenlänge gegenübergestellt. Abb. 6.9 zeigt in der unteren Darstellung die identifizierten Pixelnummern (Spektralachse auf dem Sensorchip) der 4 gemessenen Dioden gegenübergestellt mit deren Peak-Wellenlängen.

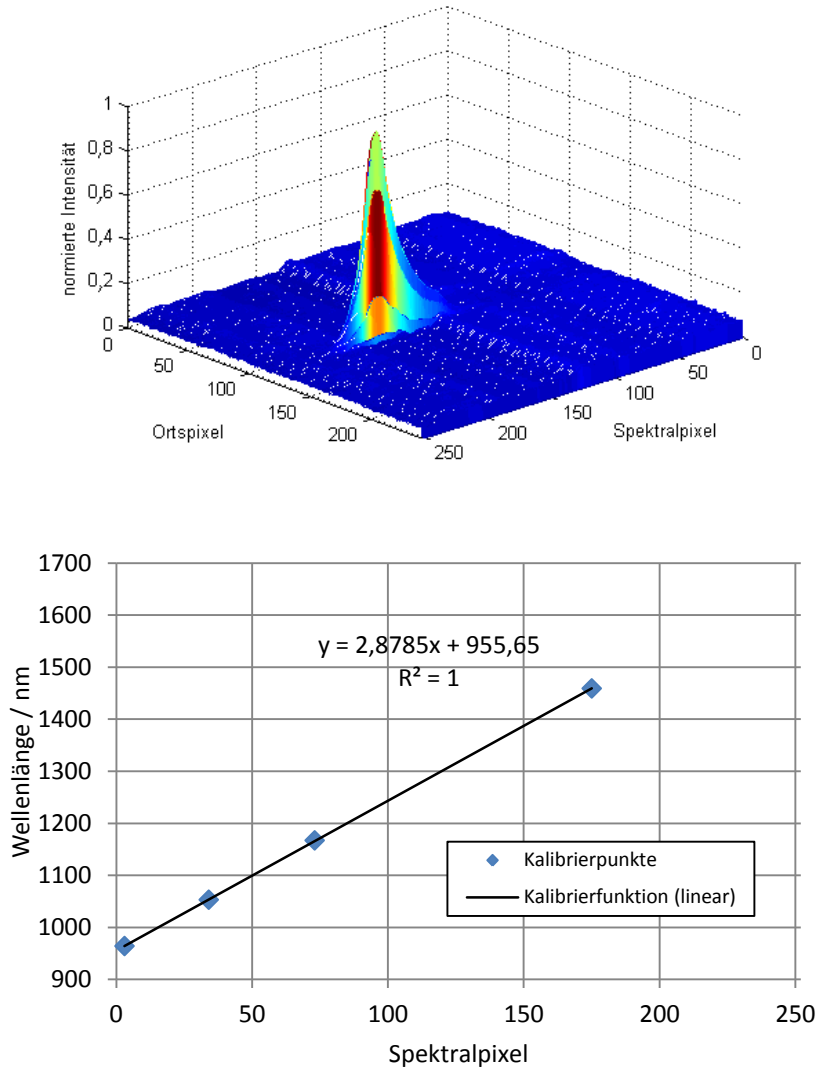


Abb. 6.9: Intensitätsbild des bildgebenden Sensorsystems am Beispiel der Referenz-Diode 1459 nm (oben); Messpunkte der 4 Referenz-Dioden als Grundlage der spektralen Kalibrierung mittels linearer Korrelationsfunktion (unten)

Mittels linearer Regression wurde auf Grundlage der Messpunkte (Abb. 6.9, unten) eine Korrelationsfunktion aufgestellt.

$$Wellenlänge_{Pixel} = (956 + 2,88 * Pixel_{spectral}) \text{ nm}$$

6.3 | Wellenlänge_{Pixel}:
Wellenlänge des
Spektralpixel
Pixel_{spectral}: Pixelnummer
des Spektralpixels

Der sich aus der Regression ergebende funktionale Zusammenhang zwischen Spektralpixel und Wellenlänge zeigte mit einem Regressionsfaktor von 1 eine eindeutig lineare Abhängigkeit, so dass auf Basis dieser Werte im weiteren Verlauf die Umrechnung

der Spektralinformationen für dieses Messsystem erfolgte. Demnach ergab sich für das Spektralimaging-System Helios Core ein Detektionsbereich von infraroter elektromagnetischer Strahlung von 956 nm bis 1679 nm, wobei die Bandbreite eines jeden Pixels etwa 2,88 nm umfasste.

Zur Bestimmung der spektralen Auflösung wurde als Emissionsquelle eine Laserdiode mit einer Peak-Wellenlänge von 1554 nm bei einer Bandbreite von 1 nm verwendet. Die spektrale Halbwertsbreite (FWHM) am Spektralimaging System wurde auf Basis des detektierten Spektrums erfasst, so dass sich nach Abb. 6.10 die Grenzwellenlängen λ_1 und λ_2 ergaben, bei denen die Intensität der Reflexion auf die Hälfte der maximalen Amplitude der Peak-Wellenlänge reduziert war.

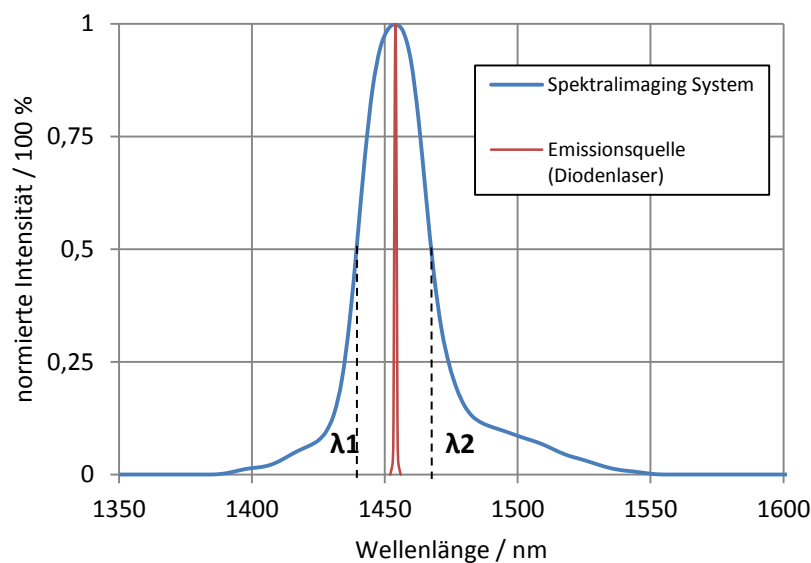


Abb. 6.10: Bestimmung der spektralen Auflösung des Spektralimaging Systems

Die spektrale Auflösung R_{FWHM} ergab sich als Differenz der Wellenlängen λ_1 , λ_2 und betrug somit 28 nm.

$$R_{FWHM} = \lambda_{150\%} - \lambda_{250\%} = 28 \text{ nm}$$

6.4	R_{FWHM} : spektr. Auflösung (Halbwertsbreite)
	$\lambda_{150\%}$: 1439 nm
	$\lambda_{250\%}$: 1467 nm

Dieser Wert ist im Vergleich zum Referenz Spektralsystem ($R_{FWHM} = 5 \text{ nm}$) deutlich höher, so dass im Allgemeinen schmale Spektrallinien durch das Messsystem nicht entsprechend fein abgebildet werden können. Die Voruntersuchungen zur Messung von Wasserabsorptions-Banden und insbesondere die in der Literatur veröffentlichten Spektralkurven von Reflexionsmessungen an Pflanzenblättern (Thiel et al. 2010, Seelig 2005) im hier aufzulösenden Spektralbereich zeigten jedoch hinreichend breite

Ausprägungen, so dass das System für diese Untersuchung ohne Einschränkung nutzbar war.

6.3 Datenvorverarbeitung

Die aufgezeichneten Messdaten im Hyperspectral Cube (HSC) stellen eine Vielzahl von Einzelspektren dar, die an jedem Ortspixel des 2-dimensionalen Ortsfeldes (x -, y -Achse) zur Verfügung standen. Diese Spektren waren u.a. aufgrund von Unterschieden in der Beleuchtung, aber auch durch störende Effekte des Chips selbst (z.B. Dunkelstrom), beeinflusst, deren Auswirkung zwecks Optimierung des Informationsgehalts durch die Datenvorverarbeitung reduziert werden sollten.

6.3.1 Dunkelstromkorrektur

Das unter Kapitel 6.2.1 dargestellte Ergebnis der Messung des Dunkelstroms (Abb. 6.2) stellte die Grundlage für die Dunkelstromkorrektur der aufgenommenen Rohspektren dar. Durch die Subtraktion des jeweiligen Dunkelstrom-Werts von den korrespondierenden Werten der Rohspektren jeder Messung wurde dieser Einfluss auf die Spektraldatenanalyse korrigiert (Abb. 6.11).

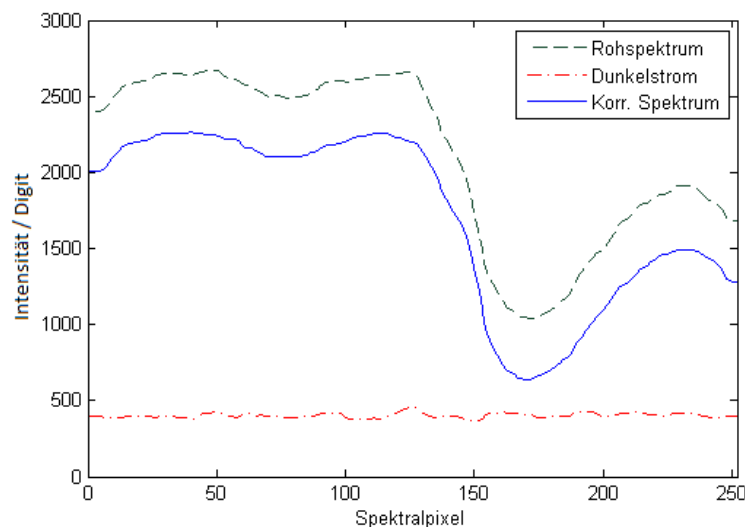


Abb. 6.11: Korrektur des Dunkelstroms am Rohspektrum

In Abb. 6.11 sind das Rohspektrum, welches das Spektrum vor der hier beschriebenen Korrektur darstellt, (grün), der Dunkelstrom (rot) und das resultierende korrigierte Spektrum (blau) eines exemplarischen Pflanzenblattes dargestellt, um den Einfluss der Korrektur visualisieren zu können.

6.3.2 Normierung der spektralen Empfindlichkeit

Auf dem Sensorchip wurde die elektromagnetische Strahlung des Messobjekts in elektrische Signale (Spannung) umgewandelt. Sowohl der Chip selbst aber auch das

optische vorgelagerte System (z.B. Linsen, Gitter, Beleuchtung) waren in Bezug auf ihre Empfindlichkeit von der Wellenlänge der einfallenden Strahlung abhängig. Um diesen Effekt kompensieren zu können, wurde ein Referenzobjekt, das sog. Spektralon, gemessen, dessen Reflexion der Strahlung über den gesamten Detektionsbereich des Messsystems als nahezu konstant angenommen wurde. Der grüne Graph in Abb. 6.12 zeigt das Rohspektrum mit bereits subtrahiertem Dunkelstrom.

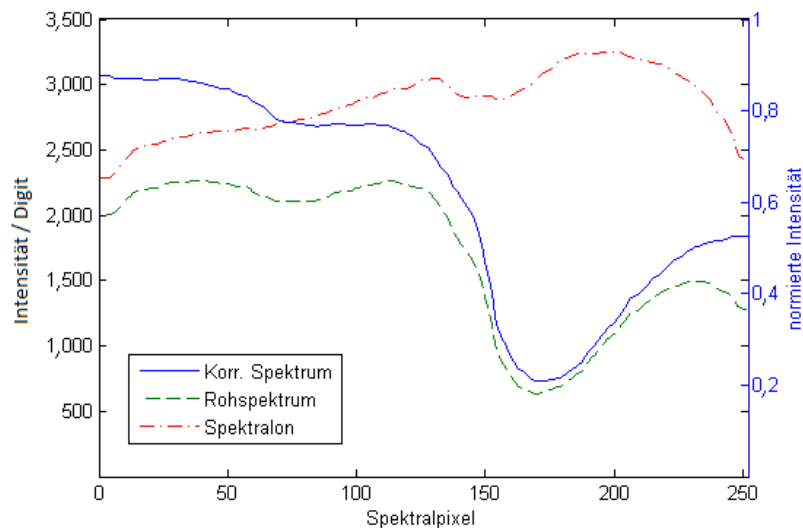


Abb. 6.12: Korrektur der spektralen Empfindlichkeit am (dunkelstromkorrigierten) Rohspektrum, Halogen-Lichtquelle

Die Reflexion des Spektralon zur Normierung der spektralen Empfindlichkeit wird durch den roten Graphen dargestellt. Das entsprechend der spektralen Empfindlichkeit intensitätskorrigierte Spektrum ist durch den blauen Graphen visualisiert; die zugehörige y-Achse (rechts) gibt die relative Reflexion des Beispielspektrums (grüne Blattfläche) wieder, die nach der Normierung Intensitätswerte zwischen ca. 20 % und 80 % angenommen hat.

6.3.3 Rauschfilterung

Das Rauschen in den Rohsignalen erzeugte kleinräumige Variationen im Spektrum, die im Allgemeinen den Informationsgehalt bei der Spektralanalyse negativ beeinflussen. Das Thema Rauschen ist im Kapitel 5.3.3 kurz dargestellt, deren Quantifizierung und Ausprägung beim verwendeten Messsystem ist im Kapitel 6.2.2 visualisiert und berechnet.

Bei der Betrachtung eines Spektrums an einem Objekt großer räumlicher Ausdehnung werden häufig eine Vielzahl von Einzelspektren zu einem einzigen Mittelwertspektrum zusammengefasst. Im Rahmen dieser Arbeit zur Korrelation der Blattflächenspektren mit Referenzwerten wurden die vielzähligen Einzelspektren innerhalb jeder Blattfläche gemittelt. Durch diese Mittelung von Spektralbanden wurde der Einfluss des Rauschens auf das Mittelwertspektrum in Abhängigkeit von der Anzahl der Einzelspektren minimiert.

Die Größe der Blattflächen und damit die Anzahl der Einzelspektren für die Mittelung bei den späteren Versuchen variierte jedoch stark; daher war eine entsprechende Glättung der Einzelspektren erforderlich, um den Einfluss des Rauschens im Vorfeld unabhängig von der Größe der Blattfläche zu minimieren. Dazu wurde der Savitzky-Golay-Filter (SGF) auf die 252 Spektralbanden mit einem Polynom 3. Ordnung über einen Glättungsbereich von 21 Spektralbanden angewendet. Der Einfluss der Filteroperation auf das Spektrum ist in Abb. 6.13 visualisiert (reduzierter Plot eines Teilbereichs der Spektralpixel, um den Einfluss der Filterung besser darstellen zu können).

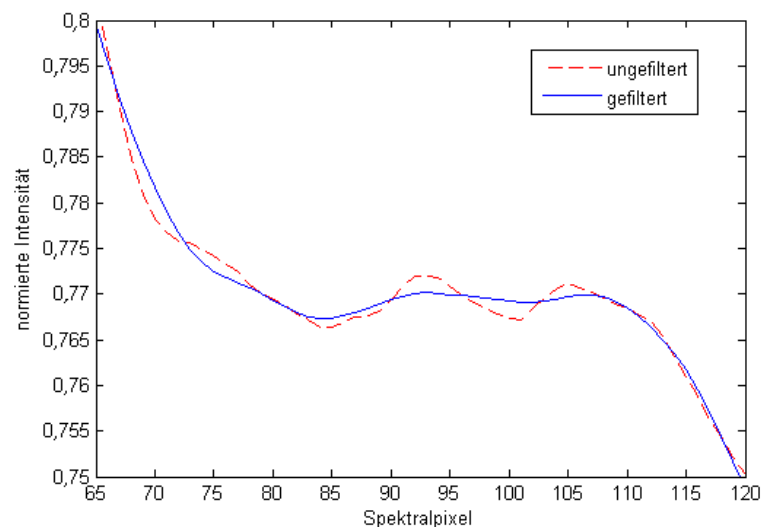


Abb. 6.13: Filterung des Rauschens im Intensitätsverlauf des Spektrums (Detaildarstellung eines Teilbereichs zwischen Spektralpixel 65-120)

In der Abbildung ist die Reduzierung von kleinen Intensitätssprüngen deutlich erkennbar, ohne dass die Filterung den grundlegenden Verlauf insbesondere bei Extremstellen und Wendepunkten des Spektrums signifikant beeinflusst.

6.3.4 Mittelwertnormierung

Die Mittelwertnormierung ist eine Zentrierung der Spektren auf den Intensitätswert „1“. Aufgrund von Beleuchtungsunterschieden sowohl in Seitenausrichtung (x-Richtung) als auch insbesondere in Abhängigkeit der Höhe kam es im Rahmen der Messungen zu einer starken Beeinflussung der absoluten Spektren-Intensität. In Abb. 6.14 sind beispielhaft drei unzentrierte Spektren (Rohspektrum) von Blättern aus Versuch 2 in unterschiedlicher Wuchshöhe zwischen 10 und 25 cm dargestellt. Trotz nahezu gleichem Blattwassergehalt von ca. 80 % der Blätter 1 und 2 zeigten sich starke Intensitätsunterschiede über den gesamten Spektralbereich der Reflexion, wobei die Reflexionsmittelwerte \bar{R} der Intensität dieser Spektren $\bar{R}_1 = 0,5942$, $\bar{R}_2 = 0,5418$, $\bar{R}_3 = 0,3527$ betragen. Durch Division der Intensitätswerte jedes Spektralpixels mit dem korrespondierenden Reflexionsmittelwert \bar{R} wurden die Spektren mittenzentriert, so

dass der Reflexionsmittelwert \bar{R} bei jedem Spektrum nach der Mittelwertnormierung den Wert 1 annahm. Abb. 6.14 zeigt die Spektren ebenfalls nach der Zentrierung durch die Mittelwertnormierung.

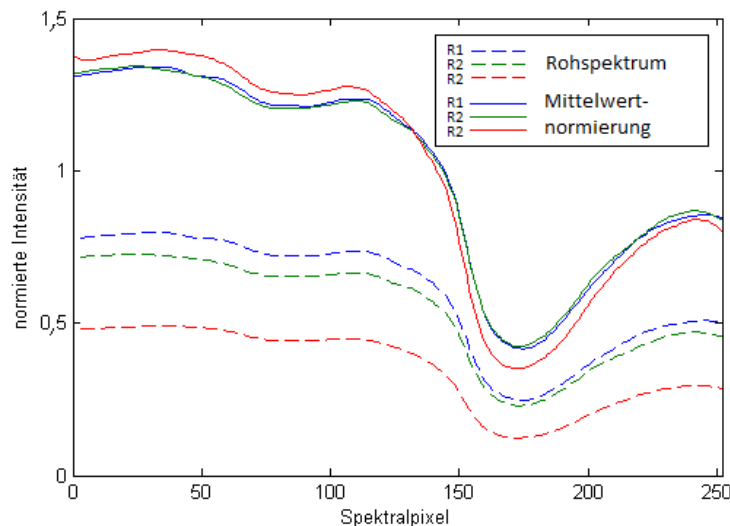


Abb. 6.14: Mittelwertnormierung der Ausgangsspektren (Rohspektrum 1-blau, 2-grün, 3-rot) zur Kompensation von Beleuchtungsunterschieden

Insbesondere bei den Spektren 1, 2 (blau, grün) zeigte sich aufgrund nahezu identischen rel. Blattwassergehalts (79,9 %; 80,0 %) nach der Mittelwertnormierung ein sehr ähnlicher Spektralverlauf. Der Spektralverlauf von Spektrum 3 (rot) zeigte im Gegensatz zu den Spektren 1, 2 zwischen den vorderen und hinteren Spektralpixeln eine etwas höhere Dynamik auf, welche durch einen höheren rel. Blattwassergehalt (90,0 %) zu erklären war.

Werden zur Modellierung lediglich Quotienten gebildet, ist die Mittelwertnormierung nicht notwendig, da nur relative Unterschiede berechnet werden. Für Anwendungen anderer Modellierungen wie z.B. PLS, fließen jedoch auch die absoluten Intensitätswerte der Spektren mit ein, so dass die hier beschriebene Normierung erforderlich sein kann (vgl. Kessler 2006).

6.4 Spektraldatenanalyse zur Pflanzenerkennung

Die Spektraldaten wurden in diesem Zusammenhang verwendet, um eine Klassifizierung der gemessenen Umgebung in Pflanzen- und Bodenstruktur zu erreichen.

Voruntersuchungen haben gezeigt, dass der Wellenlängenbereich um 1050 nm zur Unterscheidung zwischen Pflanze und Boden gut geeignet ist, da deren Reflektanz dort signifikante Unterschiede ausweist und insbesondere der Einfluss von Wasser auf die Strahlungsreflexion gering ist (vgl. Thiel et al. 2010 & 2012, Wunder et al. 2013). Abb. 6.15

zeigt das Intensitätsbild einer Brokkoli-Pflanze bei einer Wellenlänge von 1050 nm in Reflexionsmessung und die entsprechende Häufigkeitsverteilung.

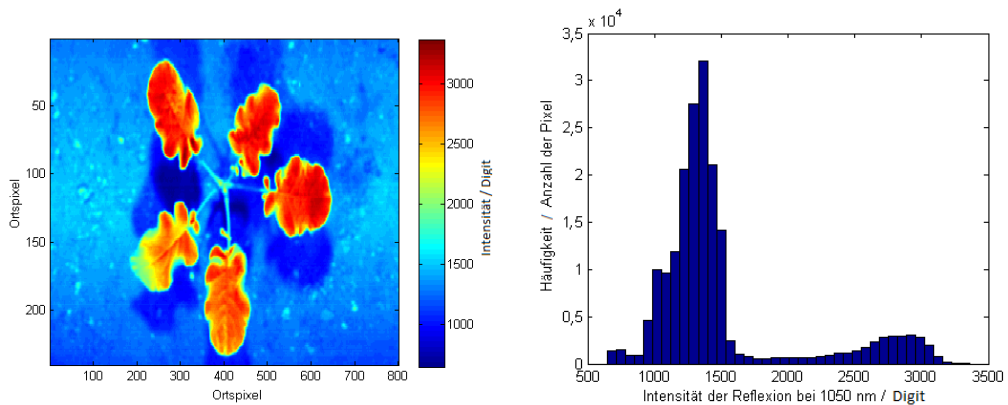


Abb. 6.15: Reflexions-Intensitätsbild einer Brokkoli-Pflanze bei $R = 1050 \text{ nm}$ (links); Häufigkeitsverteilung der Intensitätswerte (rechts)

Es zeigte sich in dieser Reflexionsmessung eindeutig die bimodale Verteilung der Intensitätswerte ab, die hierbei zu einem Schwellwert von ca. 2000 Digits führte. Diesem Schwellwert zu Grunde liegend wurde die Klassifizierung in Pflanzen- und Boden-Pixel durchgeführt, deren Ergebnis in Abb. 6.16 (links) dargestellt ist. Die schwarzen Flächen geben hierbei die Pflanzenklasse wieder, die Bodenklasse ist durch die weiße Einfärbung ausgeblendet. Es zeigte sich, dass der Bodenbereich vollständig von der Pflanzenstruktur getrennt worden war. Auch die Sprossachsen und ein Großteil des kleinflächigen Pflanzenmaterials wurden ausgeblendet. Im Gegensatz dazu waren die großflächigen Blattbereiche vollständig als Pflanze klassifiziert worden. Man erkennt, dass eine geringe Anzahl an Nebenblättern als unabhängige Flächen ebenfalls als Pflanze klassifiziert wurden und somit zusätzliche Einzelsegmente entstanden. Die anschließende morphologische Bearbeitung unter Verwendung des Mindestflächen-Schwellwerts S_A und durch Erosion eliminierte dabei vollständig kleinere Pflanzenstrukturen und reduzierte im gleichen Maße die eigentlichen Blattflächen. (Abb. 6.16, rechts).

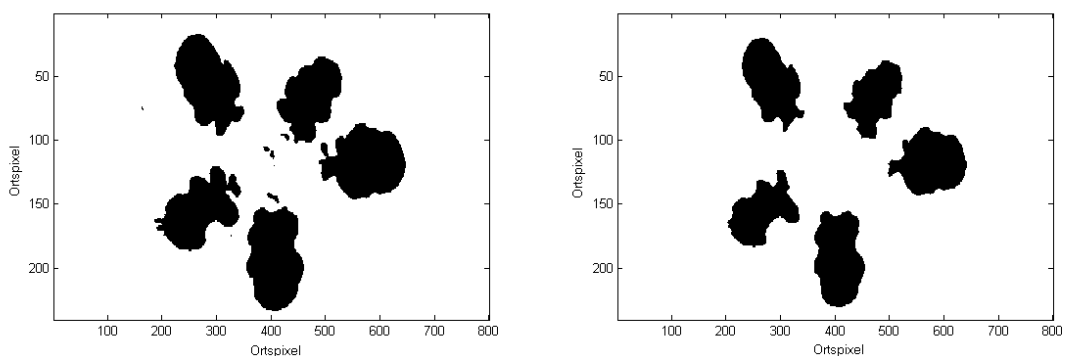


Abb. 6.16: Binärbild der Pflanzenstruktur vor der Filterung (links), Binärbild der Pflanzenstruktur nach der Filterung (rechts)

Anschließend wurde das Binärbild in einzelne Flächenbereiche aufgeteilt, wenn diese jeweils vollständig von Pixeln der Bodenklasse umgeben waren. Diese wurden anschließend durchnummeriert und die einzelnen Flächen entsprechend gekennzeichnet, so dass diese für spätere Berechnungen jeweils direkt ausgewählt werden konnten. Abb. 6.17 zeigt die abgeschlossene Segmentierung der erkannten Blattflächen und die Unterscheidung dieser durch Nummerierung der Darstellung in verschiedenen Farben.

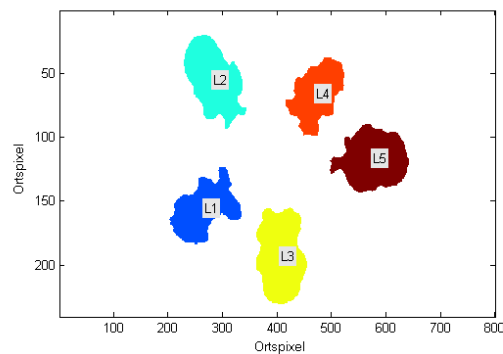


Abb. 6.17: Segmentiertes Binärbild der Auswertung mit eingefärbten und nummerierten Einzelblättern (IDs)

Die Klassifizierung und Segmentierung wurde bei allen Pflanzen der Versuche 1-3 durchlaufen. Die segmentierten Blattflächen wurden anschließend manuell auf Richtigkeit (Position, Anzahl) überprüft. Die richtig erkannten Pflanzen, bei denen sowohl die Position als auch die Anzahl der erkannten unabhängigen Blattflächen vollständig mit der manuellen Inspektion der Blattanordnung übereinstimmten, sind in Abb. 6.18 (links) nach der jeweiligen Versuchsnummer (Versuch1=blau, Versuch 2=rot, Versuch3=grün, Versuch1-3=grau) dargestellt. Im Mittel waren ca. 65 % der Pflanzen vollständig klassifiziert und in die korrekte Anzahl Einzelblattflächen segmentiert worden, wobei die Erkennungsrate aus Versuch 3 mit ca. 72 % über der aus Versuch 1 (ca. 66 %) und Versuch 2 (ca. 63 %) lag.

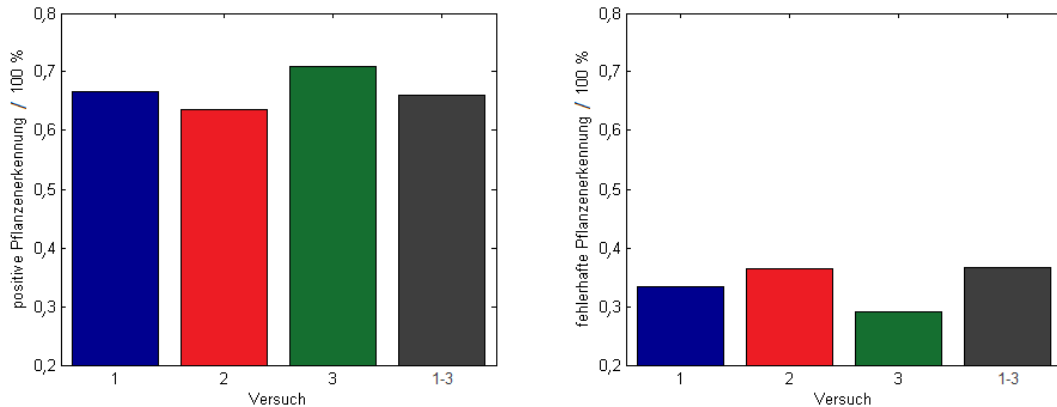


Abb. 6.18: Auswertung der Blattflächenerkennung nach Gesamtpflanzen der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: positive Pflanzenerkennung durch Detektion der richtigen Anzahl der Blattflächen (links), negative Pflanzenerkennung durch Detektion zu geringer oder zu großer Anzahl an Blattflächen (rechts)

Abb. 6.18 (rechts) zeigt dagegen den Anteil an fehlerhaft klassifizierten Pflanzen für die jeweiligen Versuche (Versuch1=blau, Versuch 2=rot, Versuch3=grün, Versuch1-3=grau), bei dem entweder eine zu geringe oder zu große Anzahl an Blattflächen detektiert worden ist, als bei der jeweiligen Pflanze tatsächlich vorhanden war. Diese Fehlklassifizierungen der Gesamtpflanzen werden in Abb. 6.19 genauer aufgeschlüsselt. Hellgrau gibt dabei den Anteil der Pflanzen an, bei denen zu wenige Blattflächen klassifiziert worden sind. Dunkelgrau beschreibt den Anteil der Pflanzen, bei denen zu viele Blattflächen z.B. teilweise auch anorganische Strukturen als Blattflächen klassifiziert worden sind.

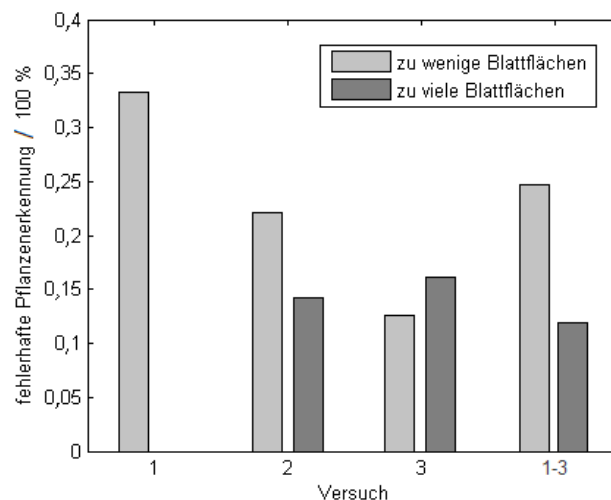


Abb. 6.19: Auswertung der fehlerhaften Blattflächenerkennung nach Gesamtpflanzen der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: Pflanzen mit zu geringer Anzahl erkannter Blattflächen (hellgrau), Pflanzen mit zu großer Anzahl erkannter Blattflächen (dunkelgrau)

In Versuch 1 führten dabei mit ca. 34 % ausschließlich nicht als Blatt klassifizierte Blattflächen zu einer fehlerhaften Pflanzen-Erkennung, bei der die Anzahl der Einzelblattflächen nach der Segmentierung zu gering war (hellgrau). Bei der Auswertung

von Versuch 2 sind ca. 23 % der Pflanzen ebenfalls aufgrund zu geringer Anzahl klassifizierter Blätter als fehlerhaft erkannt worden. Darüber hinaus führte auch die Klassifizierung zu vieler Blätter zu ca. 14 % fehlerhafter Erkennung der Pflanzen (dunkelgrau). Hierbei sind Strukturen als Blattfläche klassifiziert und segmentiert worden, die nicht zur eigentlichen Blattfläche gehörten und demnach ein zusätzliches Blattflächensegment ergaben.

In Versuch 3 ist dieser Anteil der falsch erkannten zusätzlichen Blattflächensegmente (dunkelgrau) mit ca. 16 % Fehlerkennungen über das Niveau der Fehlererkennung durch zu wenige Blattstrukturen (hellgrau) angestiegen, das über die Versuche 1 und 2 bis hin zu Versuch 3 als rückläufig zu beschreiben ist.

Wurde bei der Erkennungsrate jedoch nicht die Gesamtpflanze betrachtet, sondern die Anzahl richtig segmentierten Einzelblattflächen für sich, so lag die positive Erkennungsrate der Einzelblattflächen im Mittel bei etwa 94 % (Abb. 6.20, links). Auch hier war die Erkennungsrate bei Versuch 3 mit ca. 97 % am höchsten. Die Abb. 6.20 (rechts) zeigt dagegen den Anteil fehlerhaft klassifizierter Einzelblattflächen bezogen auf die Gesamtanzahl der realen Blattflächen unabhängig der Beziehung zur Gesamtpflanze für die jeweiligen Versuche (Versuch1=blau, Versuch 2=rot, Versuch3=grün, Versuch1-3=grau).

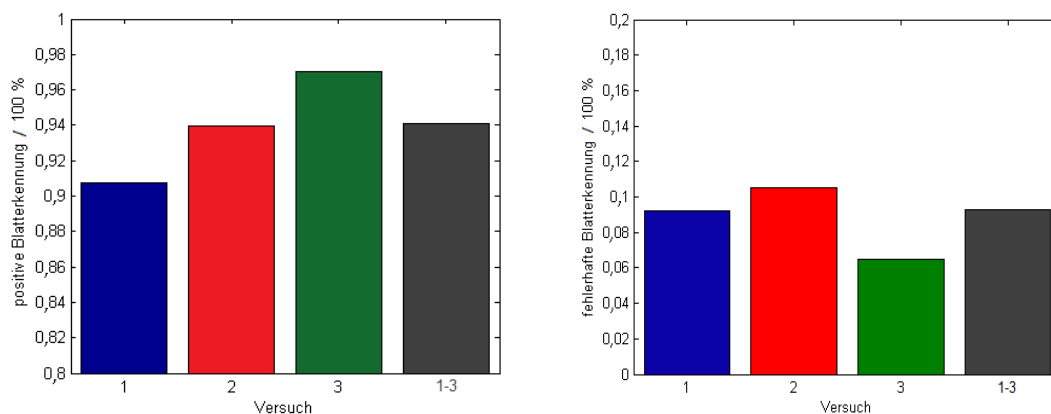


Abb. 6.20: Auswertung der Blattflächenerkennung nach Einzelblättern der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: positive Blattflächenerkennung (links), negative Blattflächenerkennung (rechts)

Diese Fehlklassifizierungen der Einzelblattflächen werden in Abb. 6.21 genauer aufgeschlüsselt. Hellgrau gibt dabei den Anteil der Einzelblattflächen an, die nicht korrekt als Blatt und somit in zu geringer Anzahl klassifiziert wurden. Dunkelgrau beschreibt den Anteil zusätzlicher Einzelblattflächen, z.B. Nodien/ Internodien und anorganische Strukturen, die fälschlicherweise als einzelne Blattflächen klassifiziert wurden.

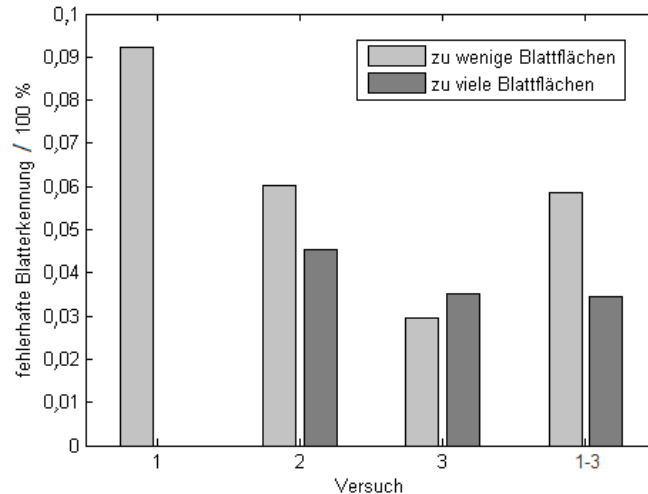


Abb. 6.21: Auswertung der fehlerhaften Blattflächenerkennung nach Einzelblattflächen der Versuche 1, 2, 3 und 1-3: zu geringe Anzahl erkannter Blattflächen (hellgrau), zu große Anzahl erkannter Blattflächen (dunkelgrau)

Es zeigte sich, dass in den Versuchen im Mittel „nicht ordnungsgemäß erkannte Blattflächen“ den größten Fehleranteil aufweisen. Insbesondere in Versuch 1 wurde dieses stark deutlich, wogegen zu den Versuchen 2 und 3 mit zunehmender Vegetationsdauer der Pflanzen der Fehleranteil in Richtung des Fehlers „zusätzliche falsche Blattflächen“ verschob.

Aufgeführt in absoluten Zahlenwerten zeigt Tab. 6.4, dass in Versuch 1 von insgesamt 130 vorhandenen Blattflächen 118 korrekt erkannt worden sind und insgesamt 12 Blattflächen durch die Schwellwertklassifizierung und die nachgeschaltete morphologische Flächenreduzierung (Erosion) nicht erkannt worden sind. Bei Versuch 2 sind von 398 vorhandenen Blattflächen 374 korrekt erkannt worden. Zu den 24 nicht erkannten Blattflächen ergab die Auswertung 18 falsch erkannte Blattstrukturen. In Versuch 3 wurden von 170 vorhandenen Blattflächen 165 korrekt und 6 zusätzliche falsche Strukturen (z.B. Nodien/ Internodien und anorganische Strukturen des Bodens) erkannt.

Tab. 6.4: Auswertung der Erkennung von Einzelblattflächen von Versuch 1-3

AUSWERTUNG	VORHANDENE BLÄTTER	BLÄTTER ERKANNT	BLÄTTER NICHT ERKANNT	ZUSÄTZLICHE STRUKTUREN
Versuch 1	130	118	12	0
Versuch 2	398	374	24	18
Versuch 3	170	165	5	6
Gesamt 1-3	698	657	41	24

Diese positiv erkannten Einzelblattflächen von insgesamt 657 wurden für alle weiteren Auswertungen zur Bestimmung des Wassergehalts verwendet. Dabei wurden die

zugehörigen manuell ermittelten Werte für Blattdicke und rel. Blattwassergehalt diesen segmentierten Blattflächen zugeordnet.

6.5 Spektraldatenanalyse zur Bestimmung des Wassergehalts

Die Spektralanalyse zur Bestimmung des Wassergehalts stellt die Auswertung der Spektralinformationen der Einzelblattsegmente in Bezug auf die gravimetrisch bestimmten Blattwassergehalte dar.

Dazu wurden durch die Schwellwert-Klassifizierung gezielt die flächigen Pflanzenstrukturen selektiert und in einzelne Blattflächensegmente aufgeteilt. Diese Segmentierung stellte die Grundlage für alle weiteren spektralen Auswertungen dar, so dass für die Berechnungen und Korrelationen auf insgesamt 657 Blattflächensegmente aus 144 Pflanzen (siehe Tab. 6.5) zurückgegriffen wurde.

Tab. 6.5: Pflanzen-/ Blätter-Grundlage für die spektrale Bestimmung des Wassergehalts von Versuch 1-3

AUSWERTUNG	PFLANZEN	BLÄTTER
Versuch 1	36	118
Versuch 2	77	374
Versuch 3	31	165
Gesamt 1-3	144	657

Für jedes örtliche Pixel (x-Achse, y-Achse) stand ein NIR-Spektrum im Wellenlängenbereich von 956 nm bis 1679 nm zur Verfügung, das entsprechend der in Kapitel 5.3 (Datenvorverarbeitung) dargestellten Methoden aufbereitet worden war. Ein Blattflächensegment umfasste je nach Größe eine Anzahl von 150 – 30.000 Ortspixeln. Die Datenvorverarbeitung wurde auf jedes einzelne Ortspixel eines Blattflächensegments angewendet. Im Anschluss daran wurden die Einzelspektren pro Blattfläche zu einem Mittelwertspektrum zusammengefasst, welches im Folgenden für die Auswertung und Korrelation verwendet wurde.

6.5.1 PLS Regression

Zur Durchführung der PLS-Regression wurden die Mittelwertspektren der Einzelblattflächen aus den Versuchen 1, 2 und 3 in ihrer Gesamtheit bestehend aus 252 Spektralphotopixeln und somit dem entsprechend korrespondierenden Spektralbereich von 956 – 1679 nm verwendet. Als Zielvektor (Y) wurden die Referenz-Wassergehalte aus der gravimetrischen Messung herangezogen.

Im ersten Ansatz wurden unter Einbeziehung aller Messwerte in den drei einzelnen Versuchen 1, 2, 3 und des Gesamtversuchs (Messwerte aller Versuche aus 1-3 zusammen) die erklärte Varianz über die Anzahl der Hauptkomponenten (PC) kumuliert ausgewertet.

Abb. 6.22 zeigt die Ergebnisse aufgeteilt nach Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün) und Gesamtversuch 1-3 (grau).

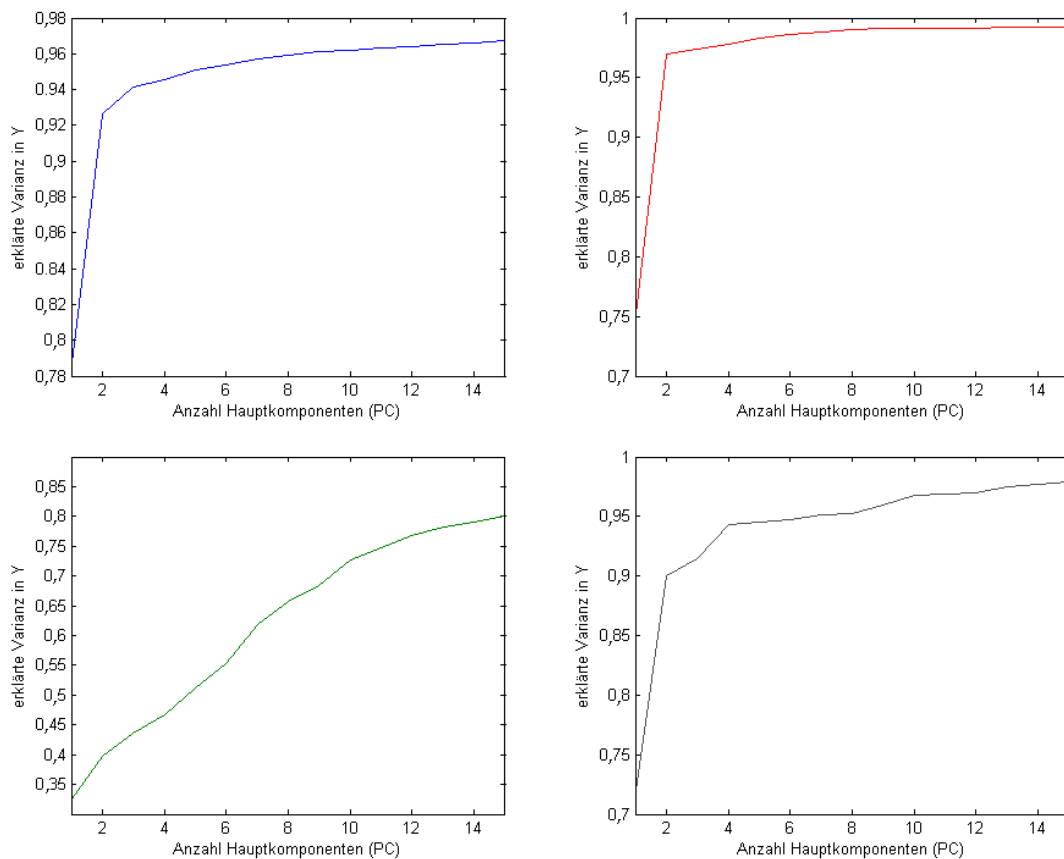


Abb. 6.22: Erklärte Varianz (kumuliert) des Referenz-Wassergehalts in Abhängigkeit der Anzahl der Hauptkomponenten (PC); Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün), Gesamtversuch 1-3 (grau)

Bei den Versuchen 1, 2 und dem Gesamtversuch zeigte sich schon bei der ersten Hauptkomponente eine hohe erklärte Varianz von über 70 %. Die zweite Hauptkomponente erhöhte die erklärte Varianz jeweils um etwa weitere 20 %. Anschließend nahm der Wert zusätzlicher erklärter Varianz stark ab. Bei Versuch 3 war das Verhalten deutlich unterschiedlich – hier erklärte die erste Hauptkomponente eine Varianz von ca. 30 %, wogegen sich schon direkt danach die zusätzliche erklärte Varianz der zweiten Hauptkomponente stark verringerte, jedoch für die folgenden Hauptkomponenten etwa auf gleichem Niveau blieb.

Kreuzvalidierung PLS

Im Folgenden wurde nun eine Kreuzvalidierung angewendet, um die optimale Anzahl der Hauptkomponenten für die Aufstellung des Vorhersagemodells der einzelnen Versuche zu bestimmen. Dazu wurden die Messpunkte der Versuche 1, 2, 3 und des Gesamtversuchs in vier Datensätze mit 25 % der Messpunkte eines jeden Versuchs pro Datensatz aufgeteilt. Jeweils ein Datensatz wurde nacheinander als Kalibrierdatensatz zur Berechnung der

Schätzwertfunktion durch die PLS-Regression verwendet, die übrigen 75 % der Messpunkte der anderen drei Datensätze wurden parallel als Validierdatensatz zur Berechnung des Bestimmtheitsmaßes R^2 und Schätzwertfehlers RMSE herangezogen. Es ergab sich somit eine 4-fache Kreuzvalidierung.

Es wurde mittels des Kalibrierdatensatzes eine PLS durchgeführt und mit einer variierenden Anzahl an Hauptkomponenten (1-15) die Vorhersagewerte im jeweiligen Validierdatensatz berechnet. Aus diesen Korrelationsdaten wurde zur Identifikation des optimalen Vorhersagemodells das Bestimmtheitsmaß berechnet. Die Ergebnisse sind in Abb. 6.23 für die Versuche 1 (oben links), 2 (oben rechts), 3 (unten links) und den Gesamtversuch 1-3 (unten rechts) dargestellt. Für Versuch 1 zeigte sich, dass das beste Vorhersagemodell bereits bei der Verwendung von drei Hauptkomponenten erreicht war.

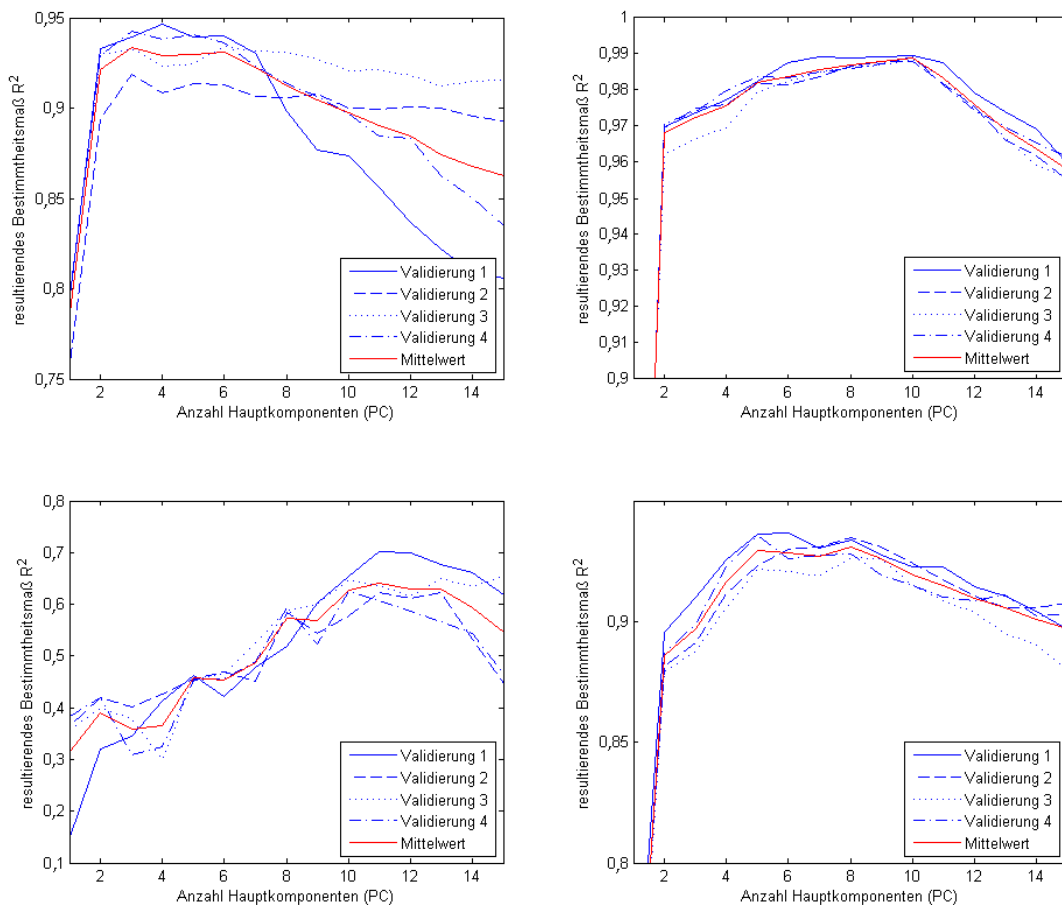


Abb. 6.23: Resultierendes Bestimmtheitsmaß R^2 der Kreuzkorrelationen in Abhängigkeit der Anzahl verwendeter Hauptkomponenten (PC) der PLS; Versuch 1 (oben links), Versuch 2 (oben rechts), Versuch 3 (unten links), Gesamtversuch 1-3 (unten rechts)

Bei dieser Anzahl an PCs wurde bereits das höchste Bestimmtheitsmaß R^2 von 0,94 erreicht, welches mit steigender Anzahl an PCs wieder abnahm. Für Versuch 2 und 3 stellte sich der höchste Wert des Bestimmtheitsmaßes (Versuch 2: $R^2=0,99$; Versuch 3: $R^2=0,64$) erst bei einer PC-Anzahl von 10 bzw. 11 ein. Für den Gesamtversuch unter

Einbeziehung aller Messpunkte aus den Versuchen 1-3 lag der maximale Wert des Bestimmtheitsmaßes bei 0,94 und wurde dabei aus acht Hauptkomponenten berechnet.

Tab. 6.6: Anzahl der verwendeten Hauptkomponenten zur Aufstellung des Vorhersagemodells von Blattwassergehalten

AUSWERTUNG	PCS
Versuch 1	3
Versuch 2	10
Versuch 3	11
Gesamtversuch 1-3	8

Auf Basis der durch die Kreuzvalidierungen bestimmten jeweiligen optimalen Anzahl der Hauptkomponenten werden in Abb. 6.24 die Schätzwerte des Wassergehalts zu den Referenzwerten, angewendet auf den Gesamtdatenumfang der Proben, dargestellt. Die PLS hat hierbei die entsprechenden Koeffizienten so modelliert, dass die Regressionsgerade ideal auf der Winkelhalbierenden lag.

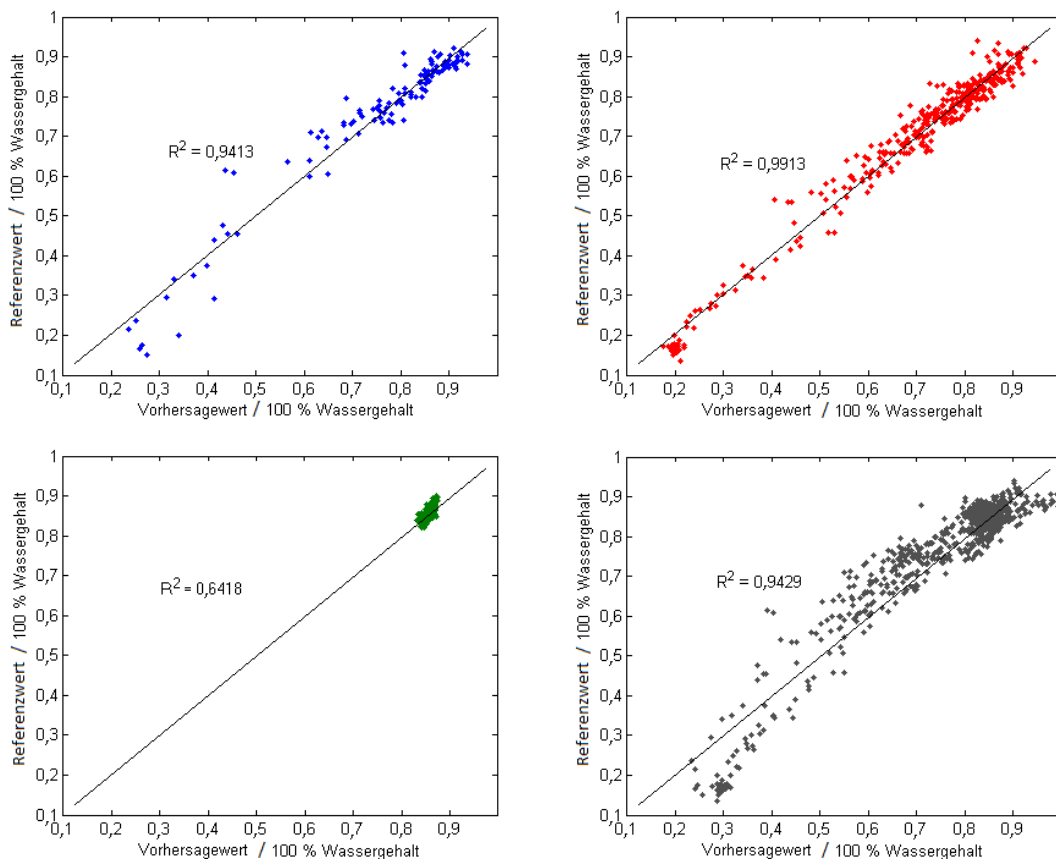


Abb. 6.24: Korrelationsmodell von Wassergehalt-Schätzwerten und Referenzwerten auf Basis der PLS-R für Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün) und Gesamtversuch 1-3 (grau)

Bei den Ergebnissen zu den Versuchen 1, 2 und dem Gesamtversuch zeigte die Korrelation insbesondere bei hohen Blattwassergehalten einen nahezu linearen Verlauf zwischen dem

Vorhersagewert aus der PLS-Regression und den Referenzwerten. Zu geringen Wassergehalten hin lagen die Datenpunkte jedoch im Wesentlichen unterhalb der Winkelhalbierenden.

In Abb. 6.25 sind die absoluten Schätzwertfehler des jeweiligen PLS-Modells über den Referenz-Wassergehalten aufgetragen. Bei Versuch 1 lagen die Schätzwertfehler im Streubereich zwischen -15 % und +20 %, bei Versuch 2 zwischen -8 % und +10 % und bei Versuch 3 zwischen -4 % und +3 % Wassergehalt. Die Streubreite der Schätzwertfehler hat somit über die Anzahl der Versuche hin abgenommen. Bei der Korrelation über den Gesamtversuch hingegen ist der Streubereich des Schätzwertfehlers zwischen -15 % und +24 % Wassergehalt jedoch maximal.

Betrachtet man die Streuung der Schätzwertfehler von Versuch 1, 2 und 3, so geht daraus hervor, dass die Streuung keinen eindeutigen Trend aufweist. Lediglich im Bereich sehr niedriger Wassergehalte (Referenzwert < 20 % Wassergehalt) verschiebt sich der Schätzwertfehler bei Versuch 1 und 2 leicht in den negativen Bereich. Der Schätzwertfehler beim Gesamtversuch (grau) zeigt diesen Trend ebenfalls bei Referenzwerten < 20 %, aber auch bei Werten > 80 % Wassergehalt.

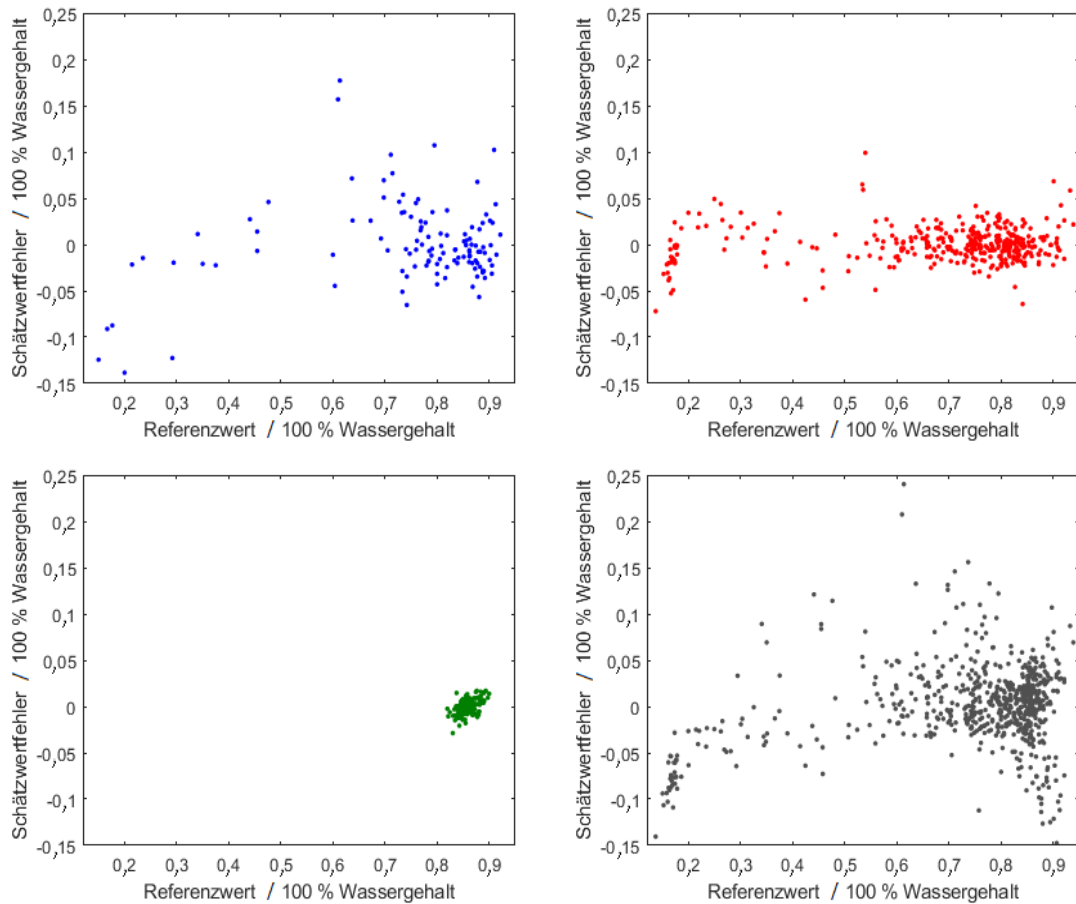


Abb. 6.25: Schätzwertfehler in Abhängigkeit des Referenzwerts der Wassergehalte auf Basis der PLS-R für Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün) und Gesamtversuch 1-3 (grau)

Auf Basis der Korrelationsfunktionen wurde der Schätzwertfehler RMSE sowohl für Versuche 1, 2, 3 einzeln als auch für die Gesamtkorrelation aller Messpunkte berechnet. Der mittlere absolute Schätzwertfehler RMSE der Kreuzkorrelationen, berechnet sich nach Gleichung 5.31 (Kapitel 5.5.2) und ist in Abb. 6.26 (links) angegeben. Dieser lag bei für Versuch 1 bei 4,56 %, Versuch 2 bei 1,88 %, Versuch 3 bei 0,76 % und beim Gesamtversuch bei 4,44 % Wassergehalt.

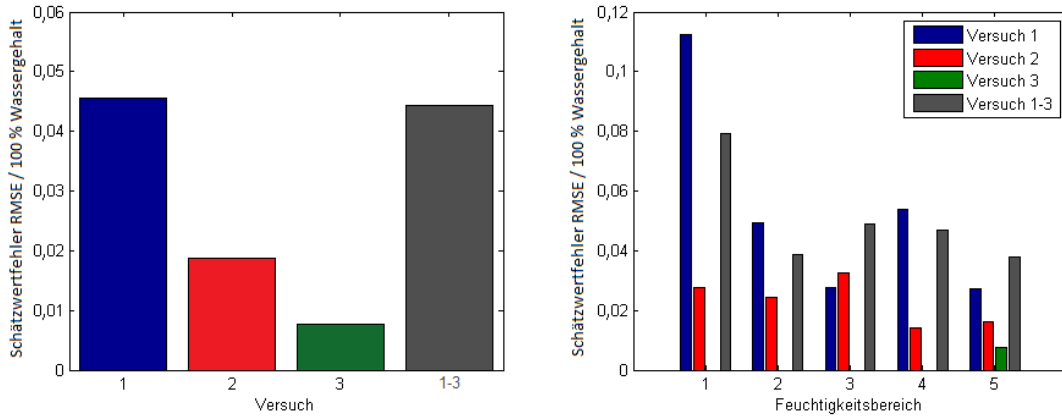


Abb. 6.26: Mittlerer absoluter Schätzwertfehler RMSE des Wassergehalts-Schätzwerts auf Berechnungsbasis der PLS-R (links); Schätzwertfehler nach 5 Wassergehaltsbereichen (1: 0-20 %, 2: 20-40 %, 3: 40-60 %, 4: 60-80 %, 5: 80-100 % Wassergehalt) aufgeteilt (rechts)

Betrachtet man die Variation des RMSE in Abhängigkeit des Wassergehaltsbereichs der Blattflächen (Abb. 6.26 rechts, Bereich1: 0-20 %, Bereich2: 20-40 %, Bereich3: 40-60 %, Bereich4: 60-80 %, Bereich5: 80-100 %), so geht eindeutig hervor, dass der RMSE bei sehr niedrigem Wassergehalten, insbesondere bei Versuch 1, deutlich ansteigend war und im Extremfall ein vielfaches des Wertes für sehr hohe Wassergehalte (80-100 %) überstieg.

Die Varianz der Ergebnisse für den Schätzwertfehler und des Bestimmtheitsmaßes resultierend aus der Kreuzvalidierung der vier Datensätze pro Versuch ist in Abb. 6.27 ersichtlich.

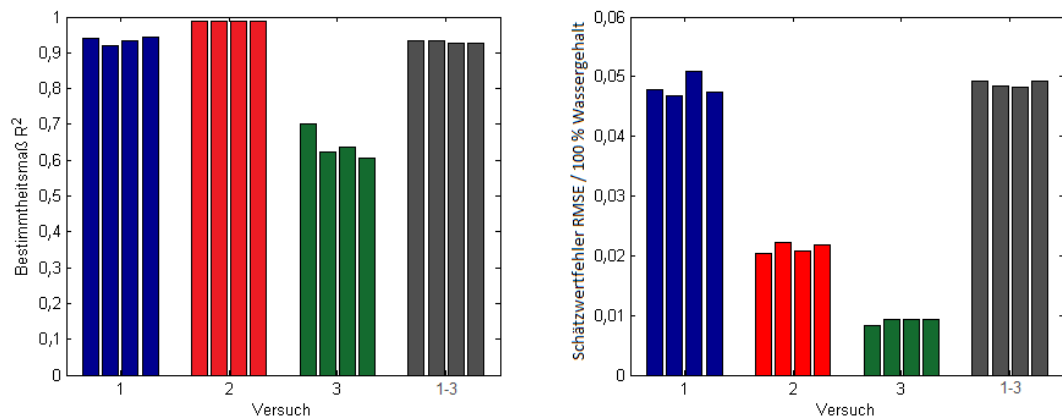


Abb. 6.27: Auswertung von Bestimmtheitsmaß R^2 und Schätzwertfehler RMSE durch Kreuzkorrelation in Form von 4 Datensätzen auf Basis der PLS-R

Es zeigt sich, dass die Werte für das Bestimmtheitsmaß R^2 und den Schätzwertfehler RMSE für jeden Versuch einzeln betrachtet innerhalb der vier Kreuzvalidierungen nur geringe Unterschiede zueinander aufweisen. Die Mittelwerte über die Kreuzvalidierungen sind in Tab. 6.7 aufgeführt.

Tab. 6.7: Statistische Mittelwerte der Kreuzvalidierung zur spektralen Vorhersage des Wassergehalts auf Basis der PLS-R

MITTELWERT	VERSUCH 1	VERSUCH 2	VERSUCH 3	VERSUCH 1-3
R²	0,9334	0,9888	0,6418	0,9307
RMSE	0,482	0,0213	0,0090	0,0488

Der Wert für die höchste Korrelation gegeben durch den Mittelwert des Bestimmtheitsmaß von $R^2=0,99$ lag für Versuch 2 mit einem mittleren Schätzwertfehler von 2,13 % Wassergehalt vor. Das mittlere Bestimmtheitsmaß des Gesamtversuchs lag bei 0,93 mit einem mittleren Schätzwertfehler von 4,88 % Wassergehalt.

6.5.2 Wasserindex

Im Folgenden sind die Ergebnisse auf Basis des spektralen Wasserindex (WI), des Quotienten der Wellenlänge R_{1450}/R_{1050} , in der Korrelationen mit den gravimetrisch erfassten Blattwassergehalten in Abb. 6.28 dargestellt. Figur a, b und c zeigen jeweils Werte aus Versuch 1, 2 und 3, Figur d beinhaltet die Werte aller drei Versuche insgesamt.

Es bestätigt sich der funktionale Zusammenhang aus den Voruntersuchungen zwischen dem WI und den Referenzwerten des Wassergehalts. Es ist ersichtlich, dass der Zusammenhang zwischen dem WI und dem Blattwassergehalt negativ verläuft und dabei keineswegs linear ist.

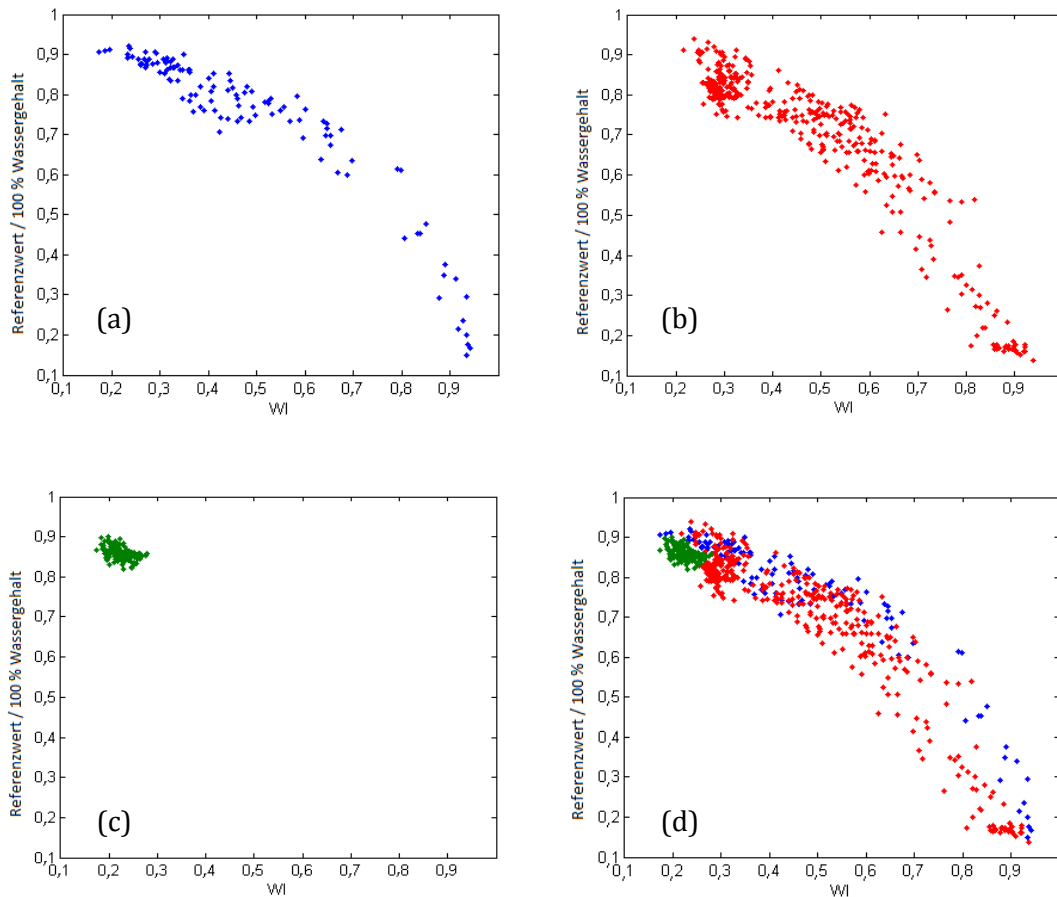


Abb. 6.28: Zusammenhang zwischen WI der Blattmittelwertspektren und des rel. Blattwassergehalts für Versuch 1 (a), Versuch 2 (b), Versuch 3 (c) und Versuch 1-3 (d)

Durch die Berechnung des inversen Wasserindex ($1-WI$) ergab sich in logarithmischer Darstellung ein nahezu positiv linearer Zusammenhang zu den gravimetrisch ermittelten Blattwassergehalten. Die Messpunkte des inversen WI sind in Abb. 6.29 in einem Korrelationsplot logarithmisch gegenüber den Referenz-Wassergehalten für die einzelnen Versuche in unterschiedlichen Farben aufgetragen.

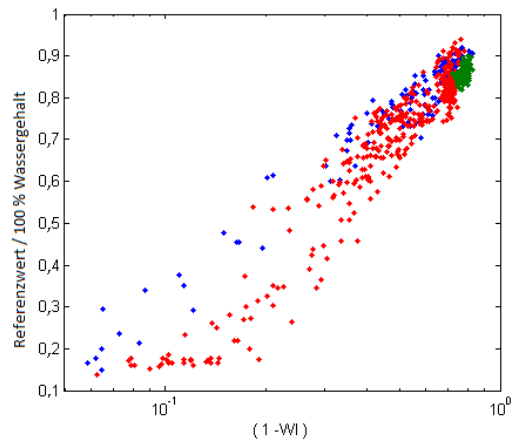


Abb. 6.29: Zusammenhang zwischen inversem WI und Mittelwertspektren und des rel. Blattwassergehalts für Versuch 1(blau), 2(rot) und 3(grün)

Dieser funktionale Zusammenhang ist in der Darstellung der Messwerte aus den Versuchen 1 und 2 deutlich zu erkennen, da sich bei diesen Versuchen die Varianz der Referenzwerte über einen weiten Wertebereich etwa 10-90 % Wassergehalt erstreckten. Bei Versuch 3 ist dieser Zusammenhang aufgrund der geringen Varianz der Wassergehalte nur im Ansatz zu erkennen.

Nach Durchführung vier unabhängiger linearer Regressionen auf Basis des logarithmierten inversen WI und den gravimetrisch bestimmten Werten des Wassergehalts ergaben sich die Korrelationen in Abb. 6.30 für die Versuche 1-3 und die Gesamtkorrelation mit Einbezug aller Messpunkte. Die Korrelationen mittels linearer Regression haben hierbei die entsprechenden Koeffizienten so modelliert, dass die Regressionsgeraden jeweils ideal auf der Winkelhalbierenden lagen.

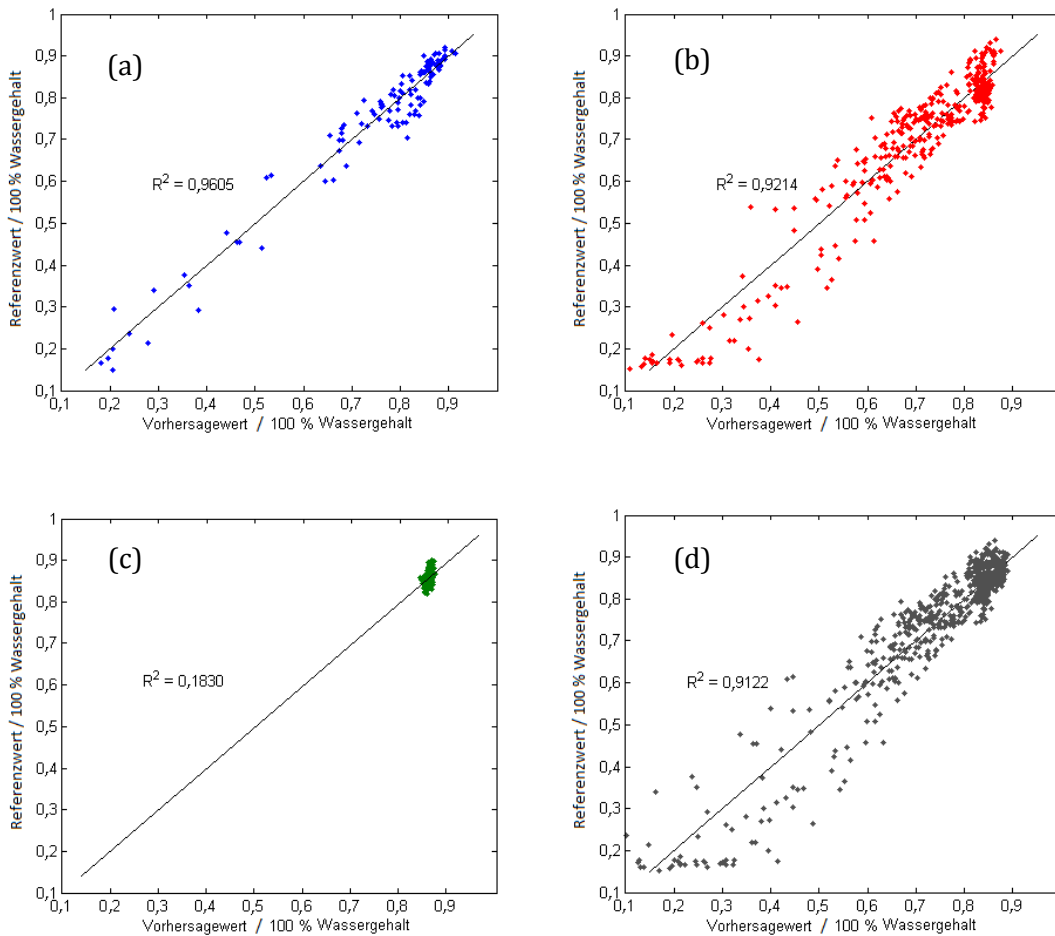


Abb. 6.30: Korrelationsmodell von Wassergehalt-Schätzwerten und Referenzwerten auf Basis des WI für Versuch 1 (a), Versuch 2 (b), Versuch 3 (c) und Versuch 1-3 (d)

Es ergab sich für Versuch 1 ein Bestimmtheitsmaß R^2 von 0,96 zwischen dem spektralen Vorhersagewert und dem Referenz-Blattwassergehalt. Auch bei Versuch 2 ergab sich ein hohes Bestimmtheitsmaß von 0,92; Versuch 3 dagegen zeigte aufgrund seiner geringen Varianz der Wassergehalte ein deutlich geringeres Bestimmtheitsmaß von 0,18. Die Gesamtauswertung mit Einbeziehung aller Messpunkte aus Versuch 1-3 hat ein Bestimmtheitsmaß von 0,91 ergeben.

In Abb. 6.31 sind die absoluten Schätzwertfehler des jeweiligen WI-Modells über den Referenz-Wassergehalten aufgetragen. Bei Versuch 1 lagen die Schätzwertfehler im Streubereich zwischen -12 % und +10 %, in Versuch 2 zwischen -19 % und +18 % und bei Versuch 3 zwischen -4 % und +4 % Wassergehalt. Die Streubreite der Schätzwertfehler hat somit über die Anzahl der Versuche hin abgenommen. Bei der Korrelation über den Gesamtversuch hingegen ist der Streubereich des Schätzwertfehlers zwischen -20 % und +18 % Wassergehalt jedoch maximal.

Betrachtet man die Streuung der Schätzwertfehler von Versuch 1, 2 und den Gesamtversuch, so geht daraus hervor, dass die Streuung keinen eindeutigen Trend

aufweist. Lediglich bei Versuch 3 zeigt sich eindeutig ein systematischer Fehler ab, indem sich, bei einer Zunahme des Wassergehalts der Referenzwerte, der Schätzwertfehler von negativen Werten her in den positiven Wertebereich verschiebt. Im Teilbereich lässt sich dieser Zusammenhang auch bei den Werten hoher Referenz-Feuchtigkeit von Versuch 2 und dem Gesamtversuch wiedererkennen.

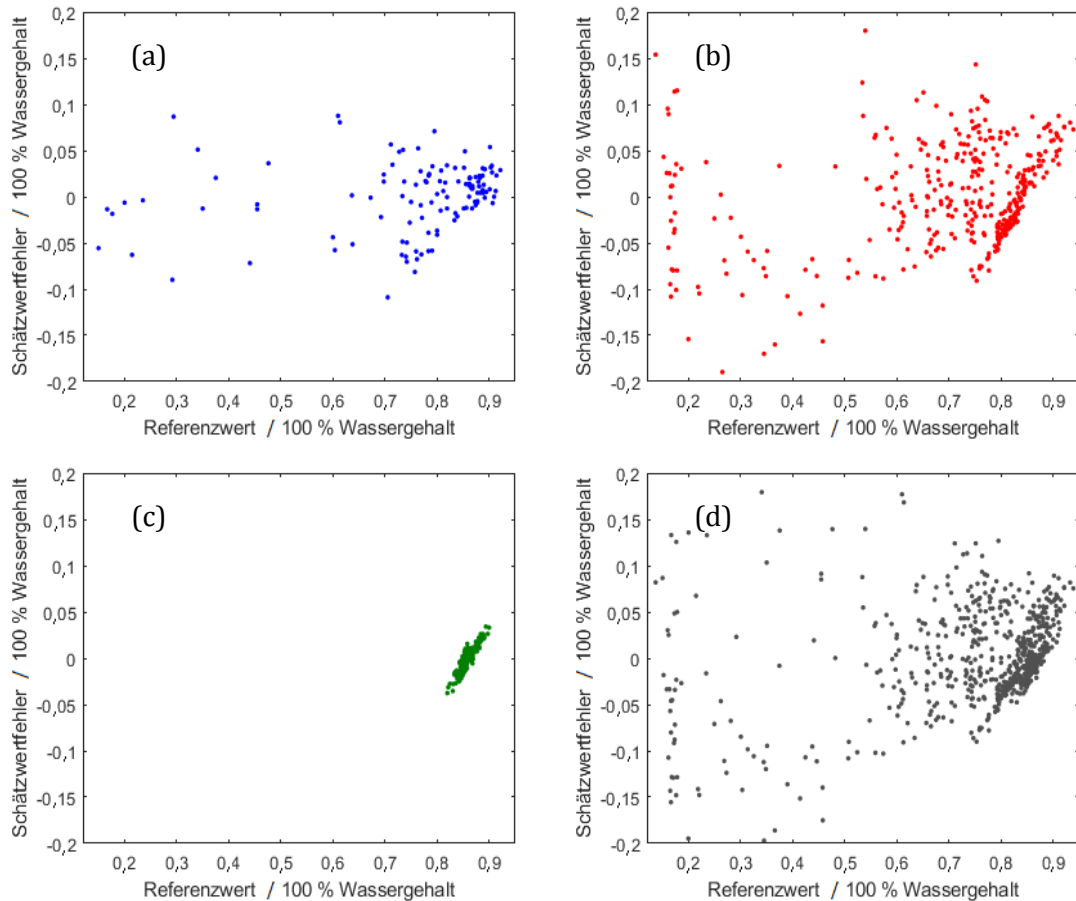


Abb. 6.31: Schätzwertfehler in Abhängigkeit des Referenzwerts der Wassergehalte auf Basis des WI für Versuch 1 (blau), Versuch 2 (rot), Versuch 3 (grün) und Gesamtversuch 1-3 (grau)

Auf Basis der Korrelationsfunktionen wurde der Schätzwertfehler RMSE (siehe Form. 5.31, Kapitel 5.5.2) sowohl für Versuche 1, 2, 3 einzeln als auch für die Gesamtkorrelation aller Messpunkte berechnet. Die Ergebnisse des RMSE sind in Abb. 6.32 (links) dargestellt. Die Korrelationsfunktion von Versuch 3 führte hierbei zu dem niedrigsten Schätzwertfehler von 1,36 % (rel. Wassergehalt). Die Schätzwertfehler bei Versuch 1 von 3,71 % und bei Versuch 2 von 5,64 % lagen dagegen deutlich höher. Insgesamt über alle Messpunkte der drei Versuche ergab sich ein Schätzwertfehler von 5,50 %. Zur genaueren Betrachtung sind die Schätzwertfehler in Abb. 6.32 (rechts) in 5 Klassen unterteilt worden. Diese Klassen geben den Bereich des Wassergehalts zwischen 0 und 100 % rel. Blattwassergehalt wieder, in denen jeweils ein individueller Schätzwertfehler berechnet worden ist.

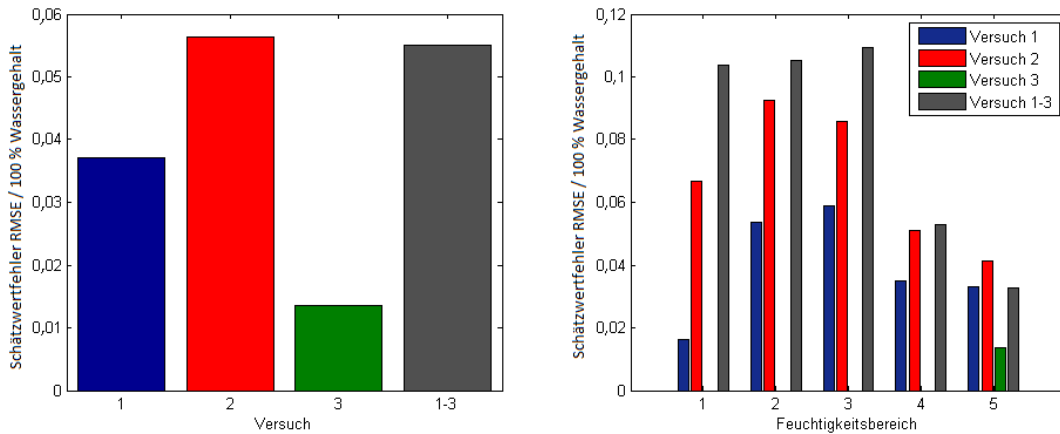


Abb. 6.32: Mittlerer absoluter Schätzwertfehler RMSE des Wassergehalt-Schätzwerts auf Berechnungsbasis des WI (links); Schätzwertfehler nach 5 Wassergehaltsbereichen (1: 0-20 %, 2: 20-40 %, 3: 40-60 %, 4: 60-80 %, 5: 80-100 % Wassergehalt) aufgeteilt (rechts)

Es wird deutlich, dass der Fehler des Schätzwerts nicht konstant war, sondern stark von dem Bereich des Wassergehalts des jeweiligen Blattes abhing. Der Schätzwert war bei hohen Wassergehalten der Blätter von 60-80 % und 80-100 % deutlich geringer als bei Blättern niedrigeren Wassergehalts.

Kreuzvalidierung WI

Im Folgenden wurde nun eine Kreuzvalidierung angewendet, um die Stabilität des WI-Modells abschätzen zu können. Dazu wurde untersucht, inwieweit die mit reduziertem Datensatz erstellten Vorhersagemodelle voneinander in Bezug auf das Bestimmtheitsmaß und RMSE voneinander abweichen. Dazu wurden die Messpunkte der Versuche 1-3 und des Gesamtversuchs in vier Datensätze mit 25 % der Messpunkte eines jeden Versuchs pro Datensatz aufgeteilt. Jeweils ein Datensatz wurde nacheinander als Kalibrierdatensatz zur Berechnung der Schätzwertfunktion durch die WI-Regression verwendet, die übrigen 75 % der Messpunkte der anderen drei Datensätze wurden parallel als Validierdatensatz zur Berechnung des Bestimmtheitsmaßes R^2 und des Schätzwertfehlers RMSE herangezogen. Es ergab sich somit eine 4-fache Kreuzvalidierung. Die Ergebnisse dieser Kreuzvalidierung sind in Abb. 6.33 dargestellt.

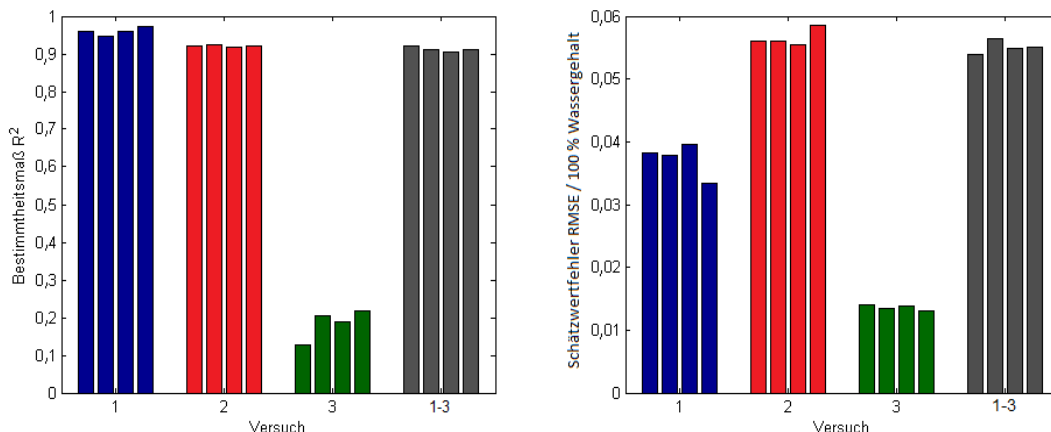


Abb. 6.33: Auswertung von Bestimmtheitsmaß R^2 und Schätzwertfehler RMSE durch Kreuzkorrelation in Form von 4 Datensätzen auf Basis des WI

Die Kreuzkorrelation zeigt bei allen vier Durchläufen nur eine geringe Abweichung beim Bestimmtheitsmaß R^2 und beim Schätzwertfehler RMSE innerhalb der jeweiligen Versuchsgruppe (1, 2, 3, 1-3). Tab. 6.8 zeigt die Mittelwerte von R^2 und RMSE für die jeweilige Versuchsgruppe, die aus den vier Kreuzvalidierungen berechnet worden sind.

Tab. 6.8: Statistische Mittelwerte der Kreuzvalidierung zur spektralen Vorhersage des Wassergehalts auf Basis des WI

MITTELWERT	VERSUCH 1	VERSUCH 2	VERSUCH 3	VERSUCH 1-3
R^2	0,9597	0,9213	0,1827	0,9120
RMSE	0,0372	0,0565	0,0136	0,0551

Diese stimmen in hohem Maße mit den Werten der Gesamtkorrelation (vgl. Abb. 6.30 und Abb. 6.32) überein.

6.5.3 Umgebungseinflüsse

Nachfolgend sind die Ergebnisse zur Quantifizierung des Einflusses der aufgeführten Umgebungseinflüsse auf den Schätzwert des Wassergehalts auf Basis des WI-Modells beschrieben.

6.5.3.1 Umgebungsbeleuchtung

Als Beleuchtungsquelle wurden zwei Halogenscheinwerfer mit je 55 Watt elektrischer Aufnahmeleistung verwendet. Diese waren auf etwa gleicher Höhe des Spektral Imaging Systems angebracht und koppelten ihre optische Leistung entsprechend des verbauten Reflektors nach unten gerichtet auf den Boden aus (Abb. 6.34).

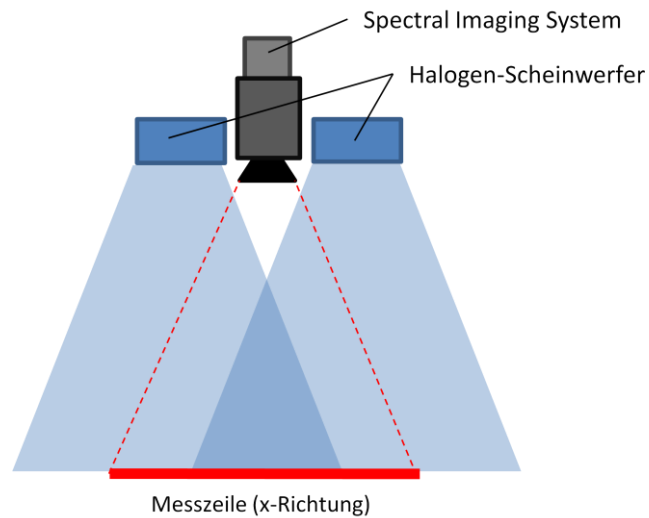


Abb. 6.34: Beleuchtungsanordnung des Spektralmesssystems (Skizze)

Die Lichtleistung der aktiven Beleuchtung wurde entlang der Messzeile in unterschiedlichen Höhen zwischen 0 cm (Boden-Grundhöhe) und 40 cm gemessen. Als Referenzobjekt wurde ein homogenes Holzprofil verwendet, welches in guter Näherung die gleichen Reflexionseigenschaften wie ein trockenes Pflanzenblatt aufwies. Die gemessenen Intensitätswerte der Reflexionsmessung für die Wellenlänge 1050 nm sind in Abb. 6.35 dargestellt.

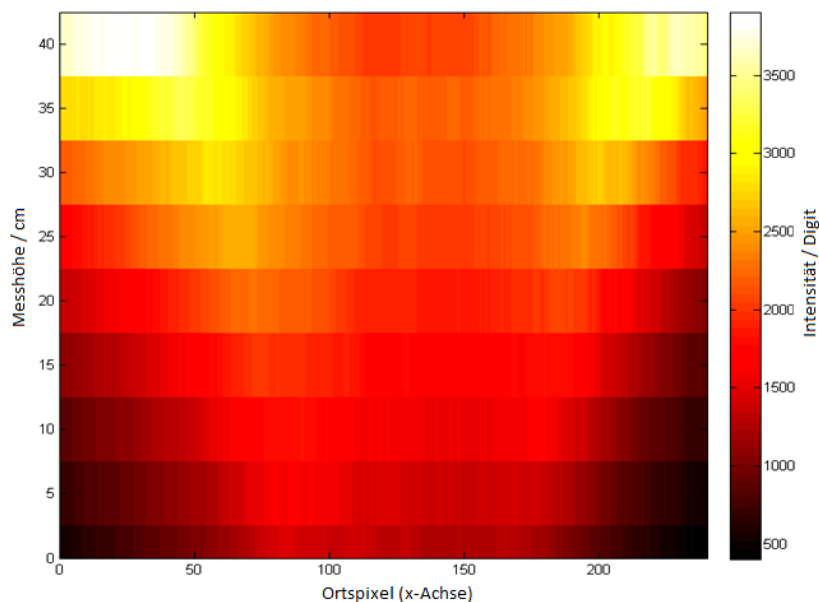


Abb. 6.35: Intensitätsmessung der Halogenbeleuchtung eines Referenzobjekts bei Wellenlänge 1050 nm

Die Messung zeigte eine deutliche Zunahme der mittleren Intensität mit zunehmender Höhe des Objekts. Durch die Überschneidung der beiden Leuchtkegel bildete sich die beste Homogenität der Beleuchtungsintensität über die Messzeile in einer Höhe von ca. 20 cm

aus. Unterhalb waren zu den Randbereichen deutliche Abfälle der Intensität zu beobachten, oberhalb nahm die Intensität zu den Randbereichen dagegen stark zu.

Abb. 6.36 zeigt die Auswertung der Reflexions-Intensitäten von 1050 nm und 1450 nm eines Pflanzenblatts, positioniert auf dem Erdboden, bei eingeschalteter Halogenbeleuchtung. Die mittlere Reflexionsintensität des Blattes lag bei ca. 1060 Digits, die des Erdbodens auf Blatthöhe bei ca. 580 Digits (bezogen auf 1050 nm). Aufgrund der starken Wasserabsorption lag bei 1450 nm die Reflexionsintensität des Blattes nur noch bei ca. 340 Digits, der oberflächlich trockene Erdboden wies eine Intensität von fast 700 Digits auf. Abb. 6.37 zeigt die gleiche Auswertung der Reflexions-Intensitäten von 1050 nm und 1450 nm wie zuvor, jedoch bei ausgeschalteter Beleuchtung. Lediglich die Umgebungsbeleuchtung trug hierbei zu einer Ausleuchtung der Messzeile bei. Diese Messung wurde im Gewächshaus zur Mittagszeit (Mitte Juni) bei ungehinderter Sonneneinstrahlung durchgeführt. Der unmittelbare Messbereich der Messzeile wurde durch einen Lichtvorhang schattiert (siehe Abb. 4.11, Seite 57), so dass keine direkte Sonnenstrahlung auf die Messfläche schien. Trotz der zum Messzeitpunkt starken Umgebungsbeleuchtung zeigte die Spektralmessung ohne Halogenbeleuchtung ein sehr niedriges Intensitätsniveau der Reflexionen.

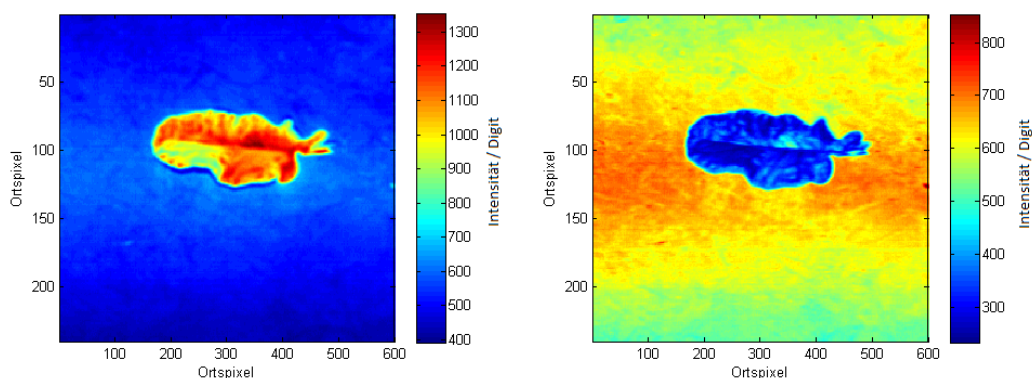


Abb. 6.36: Spektrale Reflektanz bei 1050 nm (links) und 1450 nm (rechts) mit Halogenbeleuchtung

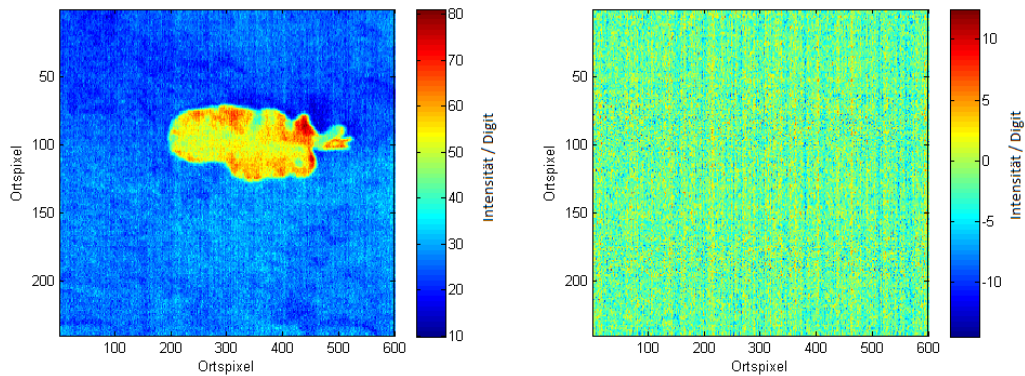


Abb. 6.37: Spektrale Reflektanz bei 1050 nm (links) und 1450 nm (rechts) ohne Halogenbeleuchtung

Die Blattreflexion lag im Mittel bei ca. 55 Digits, die Reflexion des Erdbodens bei ca. 30 Digits (bezogen auf 1050 nm). Das Intensitätsniveau bei 1450 nm zeigte keinerlei Unterschiede zwischen Blatt- und Erdboden und lag im Bereich des Rauschens bei nahe 0 Digit.

Betrachtet man den spektralen Verlauf der Intensitäten als Mittelwert von Blatt und Erdboden (Abb. 6.38), repräsentativ dargestellt für eine Fläche von 20x20 Ortpixeln, wird deutlich, dass bei ausgeschalteter Beleuchtung lediglich der vordere Spektralbereich der Kamera (ca. 960-1310 nm) eine Intensität oberhalb des Dunkelstromniveaus aufwies und bei höherer Wellenlänge > 1310 nm sowie im Bereich von 1110-1150 nm etwa um 0 Digit lag.

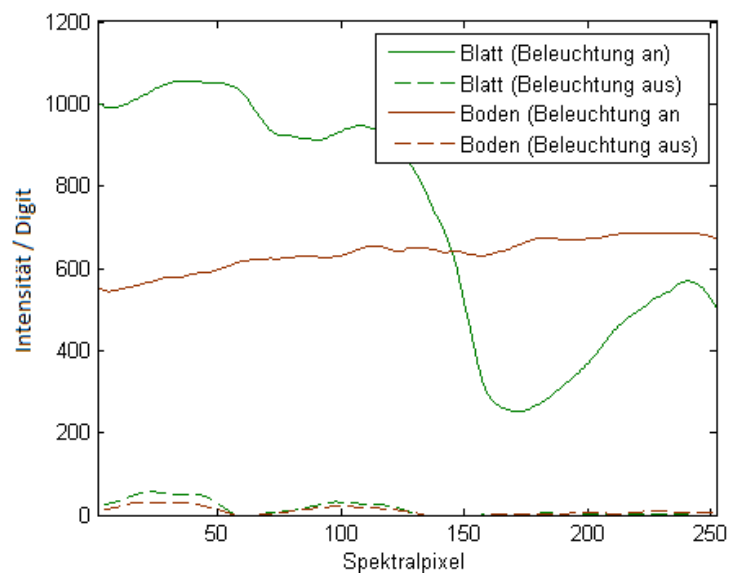


Abb. 6.38: Spektren von Boden- und Blattstrukturen mit und ohne Halogenbeleuchtung

Die Intensitätsverläufe bei ein- und ausgeschalteter Beleuchtung wichen daher nicht nur in ihrer absoluten Intensität, sondern insbesondere auch in ihrem relativen Verlauf somit drastisch voneinander ab.

Durch die Umgebungsbeleuchtung fand also bei dieser Beispielmessung in geringem Maße eine Erhöhung der Reflexionswerte im Bereich der Normierungswellenlänge R_{1050} des WI um bis zu 55 Digits statt. Da der Einfluss der Umgebungsbeleuchtung bei der Wasserabsorptionsbande von R_{1450} des WI bei ca. 0 Digit lag, führte die Umgebungsbeleuchtung, hervorgerufen durch die indirekte Sonneneinstrahlung, insgesamt zu einer Verschiebung der WI zu kleinen Zahlenwerten, entsprechend des WI-Modells demnach zu einer Erhöhung des Vorhersagewerts des Wassergehalts.

In der vorliegenden Beispielmessung (Abb. 6.38) veränderte sich aufgrund des Einflusses der Umgebungsbeleuchtung der Wert des WI von 0,252 auf 0,239. Entsprechend der berechneten Modellparameter aus der Regressionsanalyse (Kapitel 6.5.2) führte der Einfluss auf den WI zu einer Erhöhung des Blattwassergehalts-Schätzwerts um 0,62 % Wassergehalt. Allgemein ist dieser Einfluss stark von der allgemeinen Grundintensität der Blattreflexion, also der Beleuchtungsintensität durch die Halogenbeleuchtung, abhängig und war daher bei dieser Extrembetrachtung (Blatt auf dem Boden) als maximaler Einfluss anzusehen.

6.5.3.2 Objektwinkel

Zur Messung des Einflusses des Blattstellungswinkels wurde ein Brokkoli-Blatt an den äußeren Positionen der Sprossachse in ein Rotationssystem eingespannt und in einem Winkelbereich von 0-45° relativ zum Lot der Spektralkamera verdreht. Die jeweiligen Intensitäten (252 Spektralpixel) der Reflexionsmessungen wurden dabei auf die Intensität der Messung bei Winkel 0° normiert. Die Ergebnisse sind in Abb. 6.39 dargestellt.

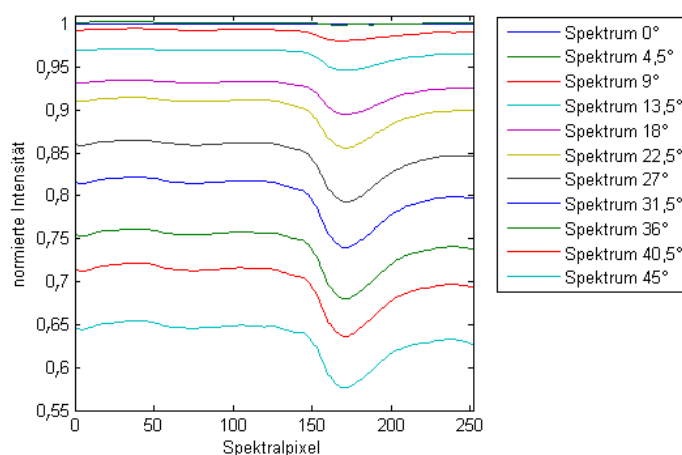


Abb. 6.39: Blattspektren (Intensität normiert auf Spektrum von Blattwinkel 0°) in Abhängigkeit des Verdrehwinkels um die Blattmittelachse

Allgemein lässt sich erkennen, dass ausgehend von der Messung in orthogonaler Ausrichtung des Spektral Imaging Systems über dem Blatt (Winkel 0°) die Intensität der Reflexion mit zunehmendem Verdrehwinkel stetig abgenommen hat und bei einem Winkel von 45° nur noch etwa 60 % der Ausgangsintensität aufwies. Dabei war die Abnahme der Intensität im Bereich der Spektralpixel 160-180 (\cong 1415-1475 nm) überproportional stark im Vergleich zu allen anderen Spektralpixeln. Bei genauerer Betrachtung lassen sich auch etwas stärkere Intensitätsreduzierungen bei den ersten Spektralpixeln (ca. 970 nm) und im Bereich von Pixel 65 (ca. 1145 nm) erkennen.

Abb. 6.40 (links) zeigt den Quotienten WI orts aufgelöst auf der x-Achse (Ortszeile des Messsystems) in Abhängigkeit des veränderten Verdrehwinkels.

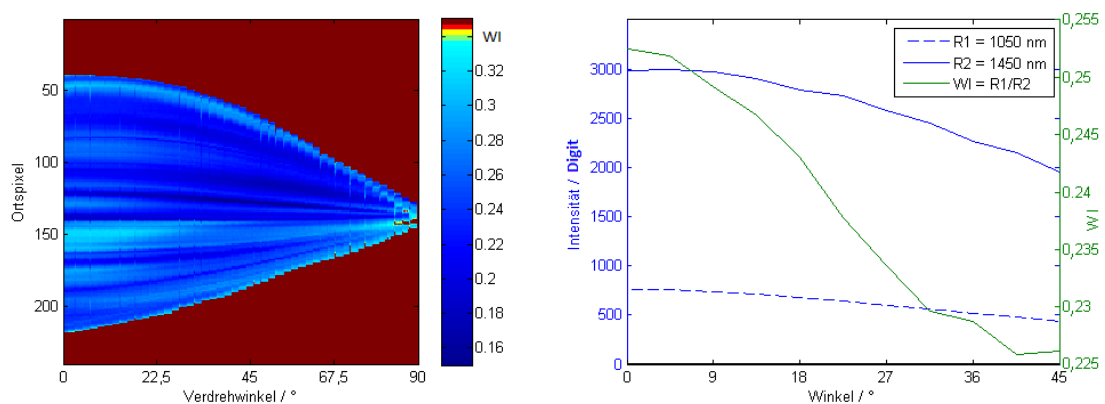


Abb. 6.40: WI gemessen an einer Blattzeile mit Verdrehwinkeln zwischen 0° und 90° (links); Darstellung der Intensität bei R1050 nm und R1450 nm sowie des WI in Abhängigkeit des Verdrehwinkels zwischen 0° und 45° (rechts)

Erkennbar ist die entsprechend des Winkels resultierende Reduzierung der projizierten Blattfläche. Im Winkelbereich von 0-45° sind die korrespondierenden absoluten Reflexions-Intensitäten von 1050 und 1450 nm, sowie der sich daraus berechnete Quotient WI als Mittelwert der Ortszeile dargestellt (rechts), wobei für die Mittelwertbildung des WI die gesamte Ortszeile im Bereich der Blattfläche herangezogen worden ist. Es zeigt sich, dass durch die überproportionale Abnahme der Reflexionsintensitäten bei 1450 nm der WI nicht auf annähernd gleichem Level blieb, sondern bei einer Verdrehung von 45° um etwa 10 % zum Ausgangswert abfiel.

Entsprechend der berechneten Modellparameter aus der Regressionsanalyse (Kapitel 6.5.2) führte der Einfluss auf den WI zu einer signifikanten Erhöhung des Blattwassergehalts-Schätzwerts. Der Ausgangsschätzwert bei Winkellage von 0° betrug bei diesem für die Untersuchung verwendeten Blatt 85,86 % Wassergehalt. Unter zunehmendem Winkel erhöhte sich der Schätzwert bei 22,5° Blattwinkellage auf 86,55 % Wassergehalt. Bei einer Winkellage von 45° führte die Änderung der spektralen Reflexion desselben Blattes zu einem Schätzwert von 87,08 % Wassergehalt (siehe Abb. 6.41).

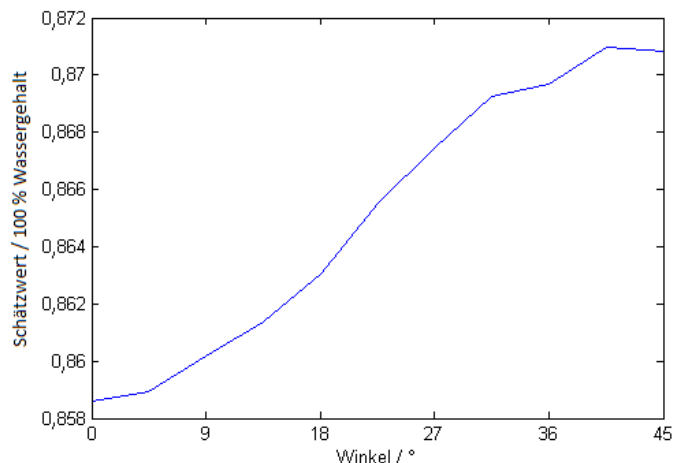


Abb. 6.41: Einfluss der Blattwinkellage auf den WI basierten Schätzwert für den Blattwassergehalt

Bezogen auf eine angenommene mögliche Blattwinkelstellung der Einzelblätter im Bereich von 0°-45° betrug der maximal anzunehmende WI Schätzwert-Fehler, bedingt durch die Änderung der Spektralcharakteristik, 1,21 % Wassergehalt.

6.5.3.3 *Blattdicke*

Zur Messung des Einflusses der Blattdicke auf die Ergebnisse der Spektralmessung wurden die Blattdicken der Einzelblätter aus allen drei Versuchen manuell mittels Messschiebers vermessen. Die Position der Dickenmessung lag bei ca. 50 % der Blattlänge in einem Winkel von 90° seitlich bis kurz vor das Hauptleitbündel (vgl. 5.1, Seite 70). Die Messung fand unmittelbar nach der spektralen Messung der Pflanzen, vor der gravimetrischen Referenzmessung des Blattwassergehalts statt.

In Abb. 6.42 sind die gemessenen Blattdicken aller Einzelblätter aus den Versuchen 1-3 über den Werten des gravimetrisch bestimmten Blattwassergehalts (oben-links) aufgetragen. Die Visualisierung des Schätzwertfehlers über dem Wert des Referenz-Blattwassergehalts (oben-rechts) zeigt dabei die generelle Verteilung der Fehlerwerte.

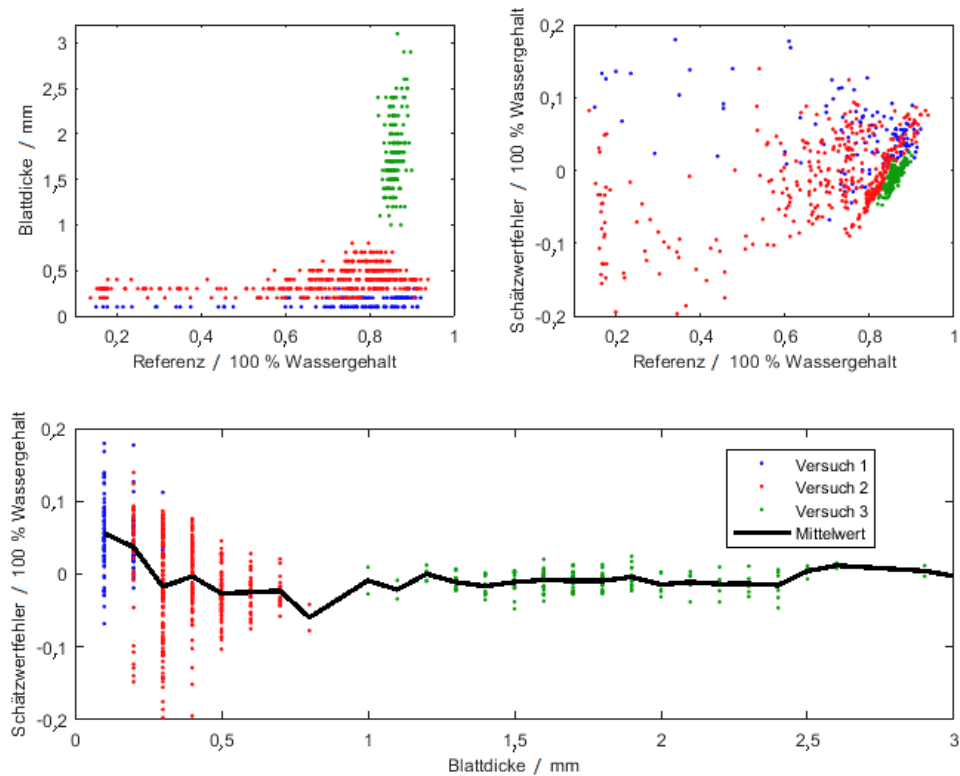


Abb. 6.42: Blattdickenabhängigkeit des WI-Vorhersagemodells im Gesamtversuch 1-3 (oben-links: Abhängigkeit der Blattdicke zum Referenz-Blattwassergehalt; oben-rechts: Abhängigkeit des Schätzwertfehlers zum Referenz-Blattwassergehalt; unten: Abhängigkeit des Schätzwertfehlers zur Blattdicke)

Ebenfalls ist der Schätzwertfehler über den entsprechenden Werten der Blattdicke aufgetragen (unten), die Farben der Datenpunkte spiegeln generell die Zugehörigkeit der Messwerte zu den einzelnen Versuchen (1-blau, 2-rot, 3-grün) wieder, die schwarze Linie gibt dabei den Mittelwert (jeweils für 0,1 mm) des Schätzwert-Fehlers jeder Blattdicke im Bereich von 0,1-3,1 mm wieder. Wie auch in Tab. 6.2, Seite 104 dargestellt waren die Blattdicken-Mittelwerte in den drei Versuchen mit Versuch 1: 0,16 mm, Versuch 2: 0,40 mm und Versuch 3: 1,79 mm unterschiedlich ausgeprägt. Die Streuung der Werte erstreckte sich bei Versuch 1 von 0,1-0,3 mm, bei Versuch 2 von 0,2-0,8 mm und bei Versuch 3 von 1,0-3,1 mm Blattdicke. In Abb. 6.42 (oben-rechts) wird deutlich, dass die WI-Modelle insbesondere bei Blattflächen mit niedrigem Blattwassergehalt zu einem hohen Schätzwertfehlerbereich von bis zu - 20 % bis +18 % Wassergehalt geführt haben, wogegen die Streuung der Werte im Bereich > 60 % Blattwassergehalt nur zu geringeren Schätzwertfehlern von ca. +/- 10 % führten.

Die Auswertung des Einflusses der Blattdicke auf den Schätzwertfehler (Abb. 6.42, unten) zeigt sowohl in der Darstellung der Einzelwerte als auch insbesondere bei der Betrachtung der Auswertung der Schätzwertfehler-Mittelwerte (schwarze Linie) im

Bereich von 0,1-0,8 mm einen Zusammenhang zum Schätzwertfehler auf. Dabei nimmt der mittlere Schätzwertfehler von +5,5 % bei kleinen Blattdicken von 0,1 mm bis auf -6,0 % bei mittleren Blattdicken um 0,8 mm ab. Bei größeren Blattflächen ab 1,0 mm ist dieser Zusammenhang jedoch nicht mehr zu erkennen, da dort der mittlere Schätzwertfehler relativ konstant auf einen Wert im Bereich $\pm 2\%$ zurückgeht.

6.5.3.4 Technische Wiederholbarkeit

Im Folgenden werden die Ergebnisse der sog. technischen Wiederholbarkeit auf Basis einer 10-fachen Wiederholungsmessung einer Pflanze auf Versuch 2 (Pflanze 20) dargestellt. Das Intensitätsbild des WI auf Basis R_{1450} / R_{1050} sowie das korrelierende Binärbild der Klassifizierung zwischen Pflanze und Boden ist in Abb. 6.43 dargestellt. Die Einzelblätter sind entsprechend der Abbildung von 1-5 nummeriert worden, dies diente damit der Zuordnung der Messdaten aus den Wiederholungsmessungen.

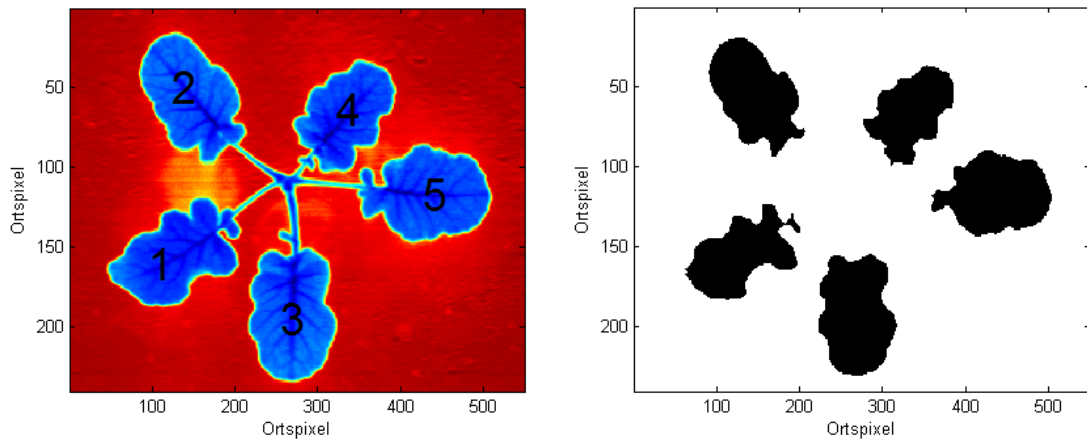


Abb. 6.43: Intensitätsbild des Spektralquotienten WI (links); Binärbild der Klassifizierung zwischen Pflanze und Boden (rechts)

Jeweils bezogen auf eine einzelne Blattfläche 1-5 wurde über die Fläche der entsprechenden binären Klassifizierung der WI als Mittelwert errechnet. Die Ergebnisse des WI sind in Abb. 6.44 über der jeweiligen Blattnummer aufgetragen. Die Varianz der Werte lag bei allen Blattflächen auf etwa gleichem Niveau, die WI-Mittelwerte der Blattflächen variierten aufgrund unterschiedlicher Blattwassergehalte dabei jedoch zwischen 0,25 und 0,3 (R_{1450}/R_{1050}).

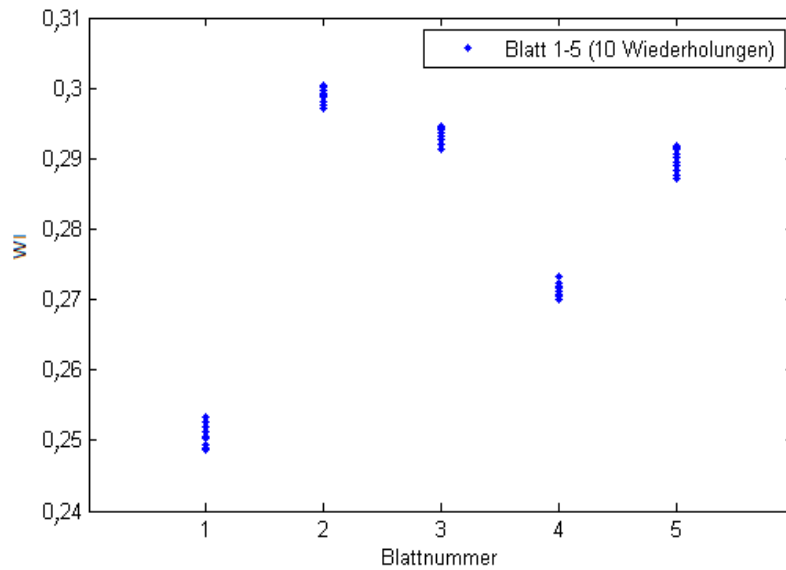


Abb. 6.44: Streuung des Wasserquotienten WI auf Basis der Auswertung der 10-fachen Wiederholungsmessung (n=10)

Wurden die Regressionskoeffizienten aus dem Modell des Wasserindex für Versuch 2 aus Kapitel 6.5.2 auf die vorliegenden Werte des WI angewendet, so ergaben sich die Schätzwerte des Blattwassergehalts (Abb. 6.45). Der Median des Blattwassergehalts lag dabei zwischen 83,6 % (Blatt 2) und 85,9 % (Blatt 1). Die Darstellung im Boxplot zeigt, dass die relative Streuung (Min-/Maximalwert) der Blattwasser-Schätzwerte insgesamt bei allen Blättern sehr ähnlich war. Bei Blatt 2 und 4 gegenüber Blatt 1, 3 und 5 jedoch ist zu erkennen, dass der Bereich vom unteren bis oberen Quartil etwas geringer war.

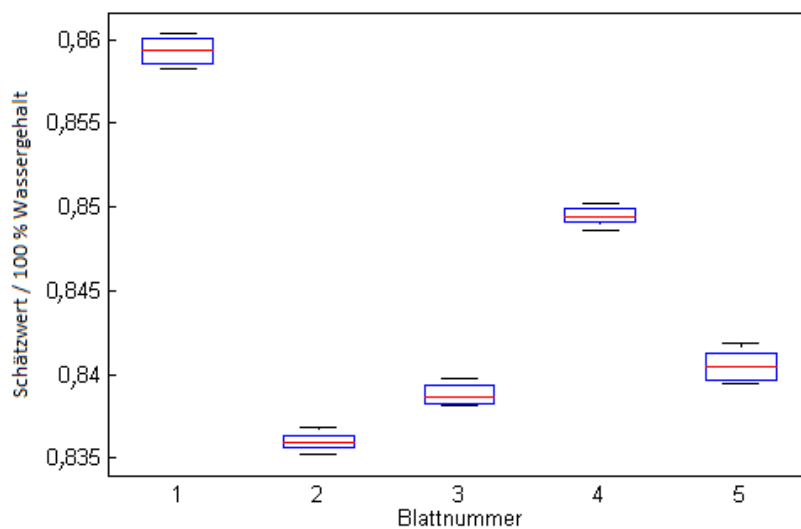


Abb. 6.45: Streuung Blattwassergehalt-Schätzwert auf Basis der WI-Auswertung der 10-fachen Wiederholungsmessung (n=10)

Die mittlere Standardabweichung des Wassergehalt-Schätzwerts, errechnet aus der jeweiligen Einzelstandardabweichung eines Blattes, betrug 0,07 % Wassergehalt. Die maximale Abweichung vom jeweiligen Median betrug 0,12 % Wassergehalt (gemessen bei Blatt 5).

6.5.4 Anwendungsbeispiel Zeitreihenmessung

Zur Messung der Veränderung des relativen Blattwassergehalts einer Pflanze wurde in diesem Versuch eine 3-blättrige Pflanze mit einer Vegetationszeit von sechs Wochen und einer Wuchshöhe von ca. 6 cm verwendet. Dabei wurde der spektrale Wasserindex stündlich über einen Zeitraum von 120 Stunden gemessen. Eine Referenzbestimmung des Blattwassergehalts parallel zu den Spektralmessungen ist hierbei nicht erfolgt, da dies im Rahmen dieser Arbeit lediglich mittels zerstörungsbehafteter thermogravimetrischer Untersuchungsmethode möglich gewesen wäre.

Die Auswertung der Spektralinformationen des bildgebenden Spektrometers sind in Abb. 6.46 als Falschfarbenbild des WI dargestellt. Die blauen Flächen geben hierbei einen niedrigen WI-Wert von ca. 0,3 an, die roten Bereiche spiegeln einen hohen WI-Wert von ca. 0,9 wider. Zur erkennen sind hier die einzelnen drei Blattflächenbereiche der Pflanze, die im Ausgangsbild (oben, links) bereits einen unterschiedlichen rel. Blattwassergehalt vermuten ließen.

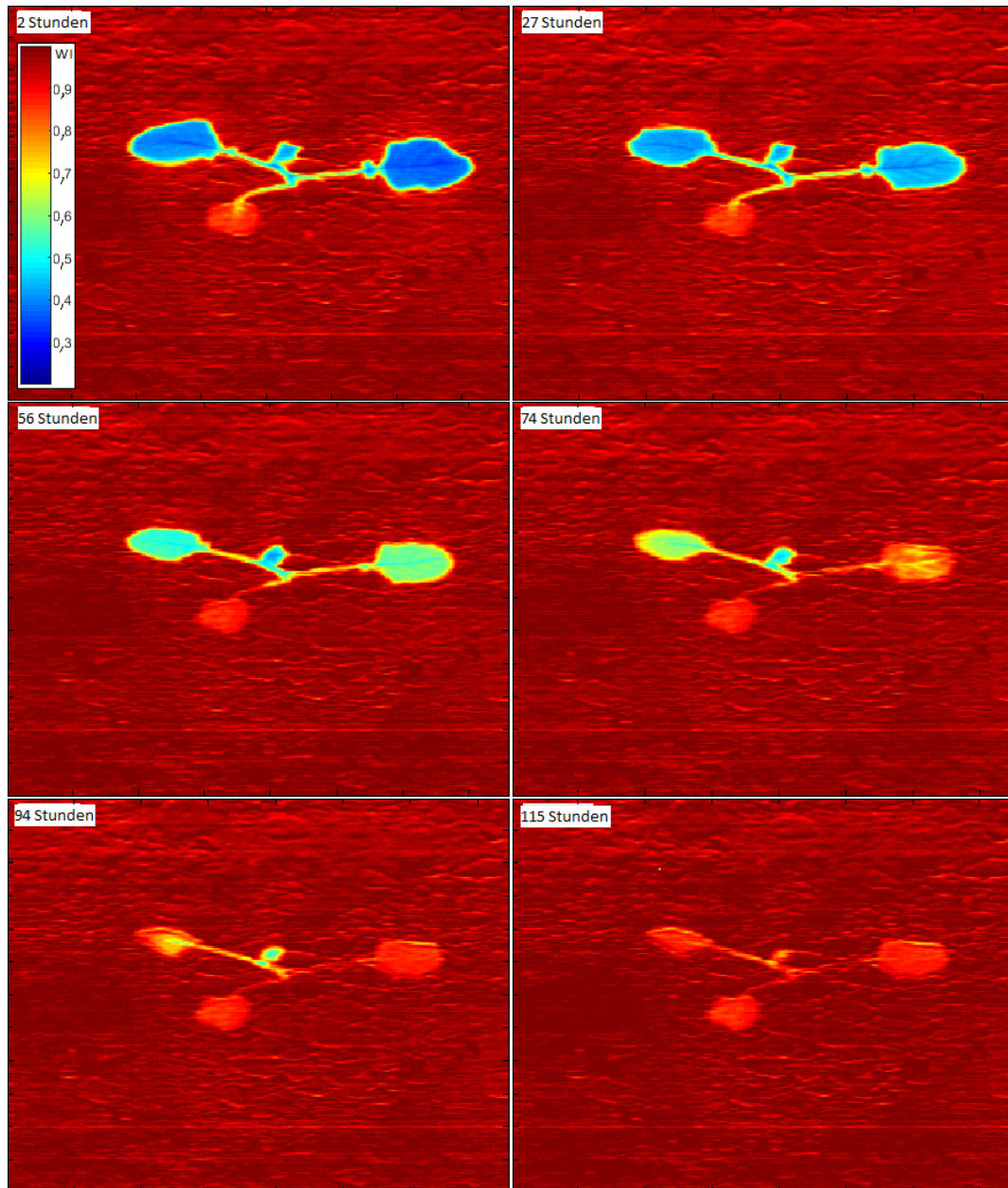


Abb. 6.46: Falschfarbenbild des WI, Zeitreihenmessung eines Eintrocknungsversuchs einer Einzelpflanze (Versuchszeitraum 120 Stunden, Pflanze aus Versuchsgruppe 1)

Das Blatt 1 (Zählweise von links nach rechts) und Blatt 3 wiesen beide einen hohen WI-Wert auf, Blatt 2 befand sich zu Versuchsbeginn bereits in einem ausgetrockneten Zustand, welches durch die rote Einfärbung des WI-Spektralbildes deutlich wird. Zur Bestimmung des mittleren WI eines jeden Blattes wurden zu jeder Messung manuell die Flächenbereiche der Blätter in den Spektraldaten markiert (Abb. 6.47, links) und die Spektraldaten zusammengefasst. Die berechneten WI-Blattmittelwerte der Zeitreihenmessung sind für die Blätter 1-3 über der Versuchszeit in (Abb. 6.47, rechts) dargestellt.

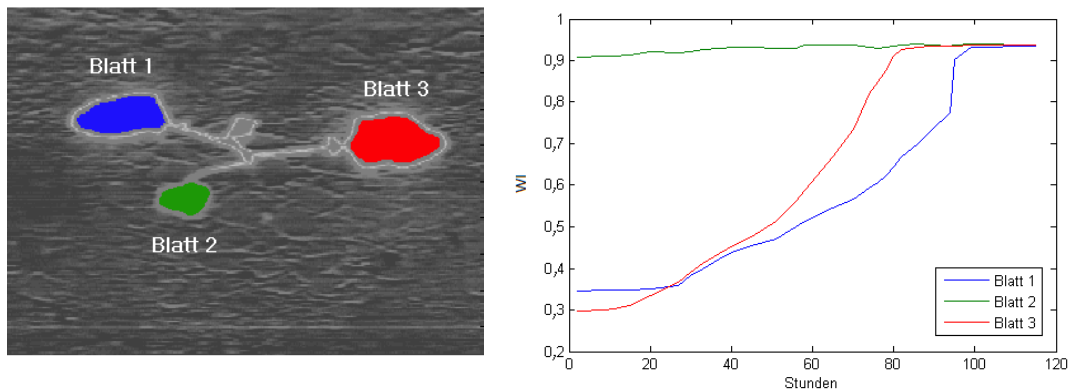


Abb. 6.47: Selektierte Blattflächen für die Mittelwertbildung des WI (links); Auswertung des WI als Mittelwert über die Blattflächen 1-3 (rechts)

Deutlich wird, dass Blatt 2 im Gegensatz zu den Blättern 1+3 von Anfang an einen hohen WI aufzeigte, der sich nur noch geringfügig über die Zeit erhöhte. Um auf Basis des WI auf den Blattwassergehalt rückschließen zu können, wurden die Modellparameter der Gesamtregression aus Versuch 1 (vgl. Kapitel 6.5.2, Seite 131) herangezogen. Die berechneten Schätzwerte des rel. Blattwassergehalts des Eintrocknungsversuchs sind in Abb. 6.48 dargestellt.

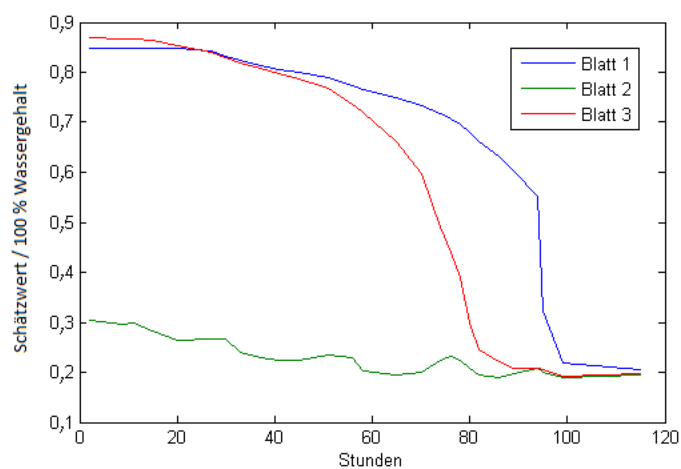


Abb. 6.48: Schätzwert des Blattwassergehalts auf Basis von WI-Blattflächenwerten der Blattflächen 1-3 der Versuchspflanze im Eintrocknungsversuch (Zeitraum: 120 Stunden)

Der Ausgangswert des Blattwassergehalts lag demnach (WI-Modell Schätzwert) zu Versuchsbeginn von Blatt 1 bei 85 %, Blatt 2 bei 30 %, Blatt 3 bei 87 % Wassergehalt. Während bei Blatt 2 nur noch eine geringfügige Eintrocknung von ca. 30 % auf 20 % Wassergehalt stattgefunden hat, sind die Blattwassergehalte von Blatt 1 und Blatt 3 im gleichen Zeitraum von ca. 90 % auf ebenfalls 20 % abgesunken. Blatt 3 zeigte dabei im mittleren Zeitbereich zwischen 20-80 Stunden eine stärkeren Eintrocknungsverlauf als Blatt 1, das insbesondere im Zeitbereich zwischen 80-100 Stunden einen starken

Eintrocknungsverlauf zeigte. Unmittelbar nach der letzten Spektralmessung bei 120 Stunden wurde der Restwassergehalt der drei abgetrockneten Pflanzenblätter mittels thermogravimetrischer Referenzmethode bestimmt. Dadurch ergaben sich die Referenz-Wassergehalte der Blätter mit 23,48 % (Blatt 1), 17,38 % (Blatt 2) und 16,94, % (Blatt 3) bei Ende des Versuchs.

Kapitel 7

Diskussion

Im diesem Kapitel werden die Ergebnisse dieser Arbeit interpretiert, bewertet und in Zusammenhang mit anderen Arbeiten und dem Stand der Technik gebracht. Hierbei werden entsprechend der Struktur dieser Arbeit die einzelnen Themenbereiche der Methoden und Ergebnisse individuell aufgegriffen. Ein abschließender Ausblick führt Thematiken zur Weiterführung dieses Arbeitsfeldes und mögliche Applikationen im Agrarbereich auf.

Das Ziel der Arbeit war es, mittels bildgebender Spektraltechnologie am Beispiel des Blattwassergehalts die Möglichkeit aufzuzeigen, Pflanzenparameter von Einzelpflanzen unter Kultivierungsbedingungen (in-situ) erfassen zu können. Die Wahl des Spektrometers samt Aufbau und Anordnung des gesamten Messsystems, die Kalibrierung der Spektraldaten aber auch die Generierung der Proben sowie deren Referenzbestimmung haben einen entscheidenden Einfluss auf die Güte des Modells und damit auf die Qualität der Vorhersagewerte zur Bestimmung von Merkmalen (Kessler 2006, Moschner 2007). In Abb. 7.1 sind unter den Kategorien „Spektralmessplatz“, „Kalibrierung“, „Proben“ und „Referenzmessung“ die jeweiligen entscheidenden Einflussfaktoren, in Anlehnung auf die der Arbeit zugrundeliegende Zielapplikation der spektralen Blattwasservorhersage in Pflanzenbeständen, aufgeführt. Anhand dieser Faktoren sollte eine erste Bewertung der Versuchsgeräte, des -aufbaus und der Applikation auf die hier zu behandelnde Messaufgabe durchgeführt werden. Dieses betrifft die Kapitel 4 – Material (4.1-4.3) und Kapitel 5 – Methoden (5.1-5.5).

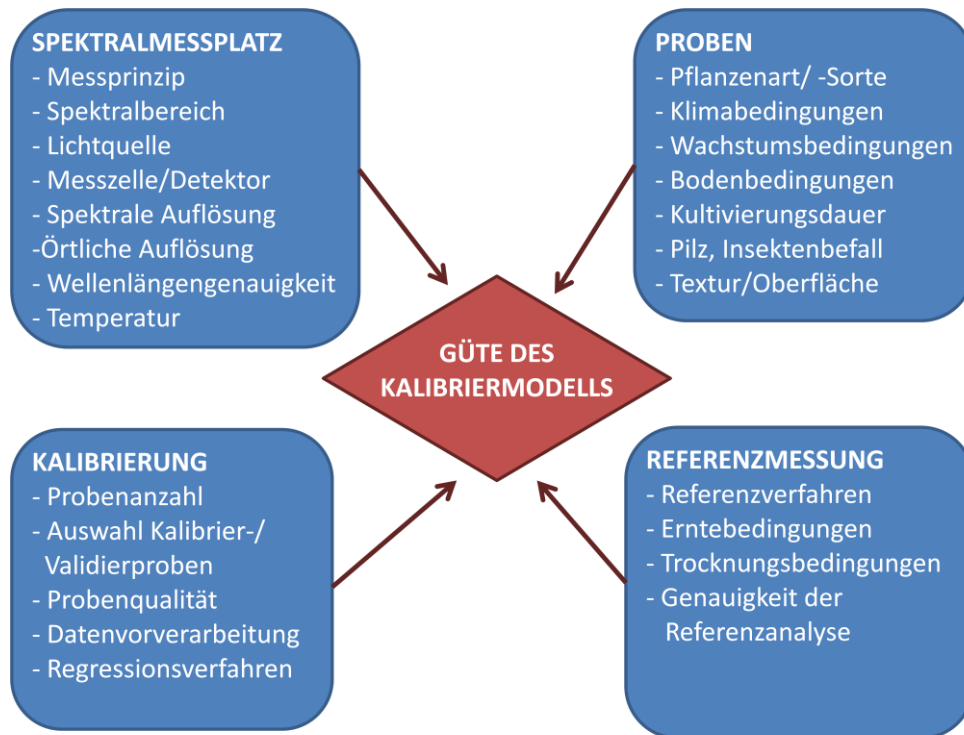


Abb. 7.1: Fehlerquellen bzw. Einflussfaktoren auf die Güte eines Kalibriermodells zur Erfassung der Qualität landwirtschaftlicher Produkte (Moschner 2007, geändert)

7.1 Messaufbau und Charakterisierung des Sensorsystems

Die in den physikalischen Grundlagen beschriebenen Vibrationsfrequenzen (vgl. Kapitel 3.1.1, Tab. 3.1) sowie eine Vielzahl an Forschungsarbeiten auf dem Gebiet der spektralen Merkmalerhebung von Pflanzenprodukten haben aufgezeigt, dass gegenüber anderen Messverfahren eine berührungslose und zerstörungsfreie Feuchtigkeitsbestimmung von Objekten mittels Spektroskopie grundsätzlich möglich ist (z.B. Curran 1989, Wu et al. 2009, Erasmi 2002). Insbesondere das NIR-Spektralband zeigt seine große Sensitivität durch das starke Absorptionsverhalten der Wassermoleküle in diesem Bereich (Curcio & Petty 1951, Wang et al. 2009, Seelig 2009), was auch durch Vorversuche (vgl. Thiel et al. 2010) bestätigt worden ist. Das Verfahren der spektralen Reflexionsmessung mittels bildgebender Spektroskopie-Technologie hat insbesondere im Anwendungsfeld der Fernerkundung mit flug- und satellitengestützten Systemen sein enormes Potential aufgezeigt, Spektraldaten im landwirtschaftlichen Bereich örtlich differenziert betrachten und daraus wichtige Informationen ableiten zu können (Ustin et al. 1998, Riaño et al. 2005). Die Technologie des hyperspektralen Zeilen-Scanning vereint gegenüber vielen anderen bildgebenden Verfahren die Vielzahl spektraler Kanäle (im Rahmen dieser Untersuchung: 252) und die parallele Messung dieser innerhalb der Messzeile durch einen CCD-Flächensensor. Insbesondere bei Bewegung durch gesteuerten Vorschub von Zeile zu Zeile, aber auch durch mögliche Bewegungen des Messobjekt z.B. durch Wind kommt es zu keiner Bewegungsunschärfe und Inkonsistenzen innerhalb der Spektralkanäle wie z.B.

beim Wechselfilter, bei dem die einzelnen Spektralbanden zeitlich hintereinander aufgezeichnet werden (Sun 2010, Fowler 2014). Möglich sind beim Zeilen-Scanning jedoch örtliche Verschiebungen bei dem Aneinandersetzen der Zeilen bei Objekt- oder Systembewegungen, so dass hier im Feldeinsatz im Gegensatz zu geschützten Applikationen z.B. im Gewächshaus zumindest mit Einschränkungen zu rechnen ist. Eine vielversprechende Methode zur Rekonstruktion von in sich verschobenen Einzelzeilen wäre beispielsweise die „iterative-closest-point“-Methode, die schon bei anderen Applikationen gute Resultate erzielt hat, leichte Verschiebungen von GPS-Koordinaten oder 3D-Punktwolken auszugleichen (Wunder et al. 2012, Klose et al. 2012). Bei der Verwendung lediglich weniger Spektralkanäle wäre aufgrund der direkten, parallelen Aufnahme von 2D-Bildern mit entsprechend niedriger Bandbreite der Kanäle die multispektrale Mehrchip-Kamera gegenüber dem Zeilen-Scanning ggf. als vorteilhaft anzusehen, da sie sowohl zeitlich als auch spektral mit einer einzigen Aufnahme direkt 2D-Bilder generieren kann (Garini & Young 2006, Sun 2010). Auch Neuentwicklungen im Bereich der Snapshot-Mosaik-Kameras zeigen hier sehr großes Potential, direkt 2D-Bilder mit einer definierten Anzahl an Spektralbanden aufnehmen zu können (Sima et al. 2016, Strothmann 2016).

Der Detektor und das durch den Spektrographen aufgebaute bildgebende Spektralmesssystem samt vorgeschalteter Linse wurde gemäß Kapitel 5.2 in Bezug auf örtliche und spektrale Eigenschaften analysiert und die Ergebnisse der Messungen in Kapitel 6.2 dargestellt. Der experimentelle Nachweis hatte dabei eine Ortsauflösung von ca. 2,7 mm in Zeilenausrichtung (x-Achse) und 6,85 mm quer zur Zeilenausrichtung ergeben. Die kleinsten zu messenden Strukturen waren bei optimaler Ausrichtung folglich auf 18,5 mm² begrenzt, was eine Limitierung für den Einsatz von kleinen Objekten oder kleinräumigen Ausprägungen der Merkmale ergab. Insbesondere die Adern (Leitbündel) in Blattstrukturen sind im Regelfall, abhängig von der Kultivierungsdauer der Pflanze, in ihrer Breite kleinräumiger ausgeprägt, so dass diese in der vorliegenden Untersuchung nicht im Kontrast zu der umgebenden Blattstruktur erfasst werden konnten. Die Spektralinformationen gingen dadurch jedoch nicht verloren, sondern durchmischten sich mit den umliegenden Spektren des Blattes (Keshava 2003, Alemie 2005), so dass die räumliche Auslösung für eine Bestimmung der Blattflächenausprägung als Ganzes ausreichend gewesen ist. Entscheidend war dieser Parameter jedoch für die morphologische Binärbildbearbeitung mittels Erosion als Vorverarbeitungsschritt zur Filterung von Randpixeln bei der Blattsegmentierung, damit keine durchmischten Pixel der Blattflächenrandbereiche in die Blattwassermodellierung mit einfließen.

Die Ergebnisse der in Kapitel 6.2.4 vollzogenen spektralen Kalibrierung des in dieser Untersuchung eingesetzten bildgebenden Spektralsystems zeigten erwartungsgemäß einen linearen Verlauf (vgl. Aikio 2001) von 957 – 1682 nm zwischen der Pixelnummer

und der Zentralwellenlänge des Spektralkanals. Die spektrale Auflösung des Systems wurde experimentell mittels Referenzpeak einer NIR-Laserdiode auf 28 nm FWHM bestimmt. Die Auflösung dieses Systems war damit weit hinter der von dispersiven Standardspektrometern (sog. Miniaturspektromter) angesiedelt (vgl. Tec5 2017, OceanOptics 2017). Auch können bildgebende Spektrometersysteme, aufgebaut als Raster-Scanning System oder als filterbasiertes System (z.B. Mehrchip-Multispektralkamera, Wechselfilter-Multispektralkamera), eine bessere Auflösung von bis zu wenigen nm verfügen, die durch die Verwendung des jeweiligen eingesetzten Filters begrenzt ist (z.B. Omega 2012). Jedoch zeigen Obertöne von Molekül-Schwingungsmoden im Allgemeinen eine eher breitbandige Charakteristik in der Absorption von NIR-Strahlung (Seelig 2005, Workman & Weyer 2008). Es ist auch durch Voruntersuchungen (Thiel et al. 2010, Wunder et al. 2013) mit spektral hochauflösendem Spektrometer bestätigt worden, dass die Wasserabsorptionsbande 1450 nm eine Halbwertsbreite von etwa 100 nm FWHM gezeigt hat.

Der generelle Aufbau des Messsystems zur spektralen Reflexionsmessung ist für die Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit zweckmäßig umgesetzt worden. Eine konstante Verfahrgeschwindigkeit für alle drei Versuche mittels geregelter Motor-Antriebe lieferte zwischen jeder Zeilenaufnahme einen definierten Zeilenvorschub. Dies war entscheidend für das Messverfahren, um Verzerrungen in der räumlichen Auflösung in Form von Stauchung oder Streckung zu vermeiden. Die Beleuchtungseinheit, bestehend aus zwei Halogenscheinwerfern, lieferte die für die Messungen notwendige breitbandige NIR-Strahlung als Basis der Auswertungen. Als entscheidende Einflussgröße auf die spektrale Reflexionsmessung hat diese Komponente jedoch weitreichende Bedeutung (Burns & Ciurczak 2008, Kessler 2006). Eine Kalibrierung der spektralen Zusammensetzung der Strahlung durch die Normierung der spektralen Empfindlichkeit mittels Spektraltonmessung wurde zwar auf Bodenniveau zu Beginn einer jeden Messreihe, für jedes der 240 Ortspixel (X-Achse), durchgeführt (vgl. Kapitel 6.3.2). Jedoch wurde die Ausprägung der Empfindlichkeitskurve in Bezug auf die Abhängigkeit des Abstands zum Sensor als konstant angenommen. Da die Leuchtmittel jedoch von Reflektoren und einer Quarzglas-Frontscheibe mit nicht näher bestimmten optischen Eigenschaften umschlossen waren, ist zumindest anzunehmen, dass die spektrale Zusammensetzung der auf das Messobjekt treffenden Strahlung nicht in allen Messhöhen vom Bodenniveau konstant war und somit Einfluss auf die Messung hatte (Skrabal 2009). Auch war der Einfallswinkel der Strahlung, ausgehend von den beiden Leuchtmitteln, auf das Messobjekt ebenfalls abhängig von der Messhöhe (vgl. Kapitel 6.5.3.1), da die Strahler ihre Leistung nicht über einen Diffusor (in Anlehnung an eine Ulbrichtkugel (vgl. Naumann et al. 2014), sondern direkt als Punktquelle in den Raum und somit auf das Objekt abstrahlten. Wie in Abb. 6.35 dargestellt ist, war auch die Strahlungsintensität für sich, losgelöst einer Betrachtung der spektralen Zusammensetzung, stark abhängig von der

Höhe und der Position innerhalb der Zeilenbreite. Auf Bodenniveau war die Strahlung insgesamt gering und mittig innerhalb der Zeilenbreite dabei am stärksten. Etwa 20 cm vom Bodenniveau erhöht war die Intensität mehr als doppelt so hoch und, abgesehen von den direkten Randbereichen, relativ gleichmäßig. Im höheren Bereich bis 40 cm war klar die Anordnung der beiden Strahlungsquellen erkennbar, dadurch dass an den Randbereichen die Intensität sehr hoch war und zu der Mitte der Zeile geringer wurde. Es zeigt sich, dass die Beleuchtungs- und Messanordnung der Versuche lediglich ein Kompromiss war, um über alle Höhenpositionen, die in den Versuchen aufgrund der unterschiedlichen Pflanzengrößen erforderlich waren, eine möglichst konstante Strahlungsintensität zu erzielen. Daher wurde die Konfiguration so abgestimmt, dass keine Überbelichtung des Sensors stattfand, mit dem Kompromiss, in den unteren Höhenpositionen eine geringe Strahlungsintensität für die Reflexionsmessung zu erhalten. Die niedrige Beleuchtungsintensität führte bei konstanter Digitalisierungsschrittweite des A/D-Wandlers dadurch verstärkt bei kleinen Pflanzen zu einer schlechteren Auflösbarkeit der Spektren. Um jedoch die Spektren unterschiedlicher Intensitätslevel miteinander vergleichen zu können und bei der Korrelation einen Einfluss der absoluten Spektrenintensität zu vermeiden, wurden alle Spektren am Ende der Datenvorverarbeitung durch eine Mittelwertnormierung (Kessler 2006) auf den Intensitätswert „1“ normiert (vgl. Kapitel 6.3.4, Abb. 6.14).

Die Dynamik der Sensorinformation in Bezug auf Intensitätswerte wird neben der eigentlichen Strahlungsintensität und der Photoneneffizienz der Pixel auch maßgeblich durch die internen Verstärker bzw. nachgelagerte Elektronik bestimmt (Holst & Lomheim 2011). Zu deren Charakterisierung wurden der Dunkelstrom und das Rauschen des Sensors bestimmt, deren Ergebnisse in Kapitel 6.2.1 und 6.2.2 dargestellt sind. Aufgrund der hohen Blendenvorwahl ($f/5,6$) zur Erreichung einer ausreichenden Tiefenschärfe ist eine hohe Verstärkung seitens des Sensorsystems erforderlich gewesen. Das Resultat zeigt sich in Abb. 6.3 durch einen hohen Dunkelstrom von ca. 400 Digits der Gesamtintensitätsauflösung von 4096 Digits des 12 Bit Analog/Digital-Wandlers. Die stark inhomogene Ausprägung des Dunkelstroms innerhalb der Sensorfläche (Abb. 6.2) machte bei der Datenvorverarbeitung der Spektren eine pixelbezogene Dunkelstromkorrektur notwendig. Der Dunkelstrom ist dabei sowohl in Orts- als auch in Spektral-Ebene vor jeder Messreihe aufgenommen und von den Probenspektren pixelweise vom Intensitätswert subtrahiert worden (vgl. Kapitel 6.3.1). Der Rauschlevel des Sensors ist trotz der hohen Verstärkung mit 3,47 Digits moderat in seiner Ausprägung. Der Einfluss auf die Messgenauigkeit ist als eher gering einzustufen, da für die Modellkalibrierung bzw. Schätzwertberechnung in dieser Arbeit im Vorfeld eine Mittelung über eine Vielzahl an Pixeln innerhalb der jeweiligen Blattfläche stattfand und keine Einzelwerte betrachtet wurden. Um jedoch in den Visualisierungen von Einzelspektren bzw. Spektralbildern den Einfluss des Rauschens zu reduzieren, wurde auf alle Spektren ein Polynomialfilter in

Form eines Savitzky-Golay-Filters angewendet, der den Effekt des Rauschens in den Spektren geglättet hat (Kessler 2006), jedoch nicht die niederfrequente Ausprägung der Wasserabsorptionsbande negativ beeinflusste (vgl. Kapitel 6.3.3).

7.2 Klassifizierung und Segmentierung von Pflanzenblättern

In dieser Untersuchung wurden die Pflanzenstrukturen durch eine Intensitätsklassifizierung von den umgebenden Strukturen (Boden) getrennt. Dies wurde durch die Verwendung einer aktiven Beleuchtung des Messbereichs ermöglicht. Es bedingte, dass erhabene Strukturen gegenüber einer flachen Ebene mit höherer Intensität beleuchtet wurden. Abb. 5.10 in Kapitel 5.4 zeigt dazu eine grundsätzlich höhere Reflexion von Pflanzenstrukturen gegenüber der Reflexion des Bodens im Wellenlängenbereich um 1050 nm auf. Dadurch ergibt sich abhängig von der Flächenbelegung des Messbereichs eine bimodale (ggf. mehrmodale) Intensitätsverteilung der Reflexionsintensitäten im Bereich R_{1050} , die zur Pflanzen-Klassifizierung entsprechend Kapitel 5.4 ausgewertet wurde. Durch binäre morphologische Bearbeitung auf Basis der Erosion wurden zudem die klassifizierten Pflanzenstrukturen reduziert, um Sprossachse/ Nodi und insbesondere Randpixel der Blattflächen auszufiltern.

Die Auswertung der segmentierten Pflanzen in Kapitel 6.4 Abb. 6.18 zeigt, dass insgesamt nur etwa 65 % alle Versuchspflanzen mit allen Blättern richtig klassifiziert und in Einzelblätter segmentiert werden konnte. Dabei sind in 23 % der Pflanzen einzelne Blattflächen nicht korrekt als Pflanzenstruktur klassifiziert worden, so dass die Blattflächen für die weiteren Analysen der Wassergehalte nicht zur Verfügung standen. Bei etwa 12 % der Pflanzen wurden kleine Strukturen der Pflanze im Bereich der Sprossachse nicht ausreichend durch die Erosion herausgefiltert, so dass sich neben den eigentlichen Blattflächen zusätzliche Pflanzensegmente, z.B. durch kleine Nebenblätter, ergeben haben. Auch kam es zu falscher Klassifizierung von Blattflächen, indem das Nodium durch eine entsprechende Breite oder Verwindung des Verlaufs zu einer großen Scheinfläche geführt hat, die ebenfalls nicht herausgefiltert wurde. Diese sog. Störsegmente wurden für die weiteren Analysen des Wassergehalts ausgelassen. Bezogen auf Einzelblattsegmente wurden von insgesamt 698 Einzelblättern 41 aufgrund zu hohem dynamisch gesetzten Schwellwert nicht als Pflanzenstruktur klassifiziert, was hier aufzeigt, dass die bimodale Intensitätsverteilung nur bedingt zur Pflanze-Boden-Unterscheidung geeignet ist. Bei der Pflanzenklassifizierung in dieser Arbeit wurden bezogen auf Einzelblattsegmente insgesamt 24 zusätzliche Segmente nach der Erosionsbearbeitung der Pflanzenstrukturen generiert, die nach manueller Überprüfung mit keinen Blattflächen korrespondierten und somit, wie bereits beschrieben, als Störsegmente bestimmt und für die weiteren Analysen ausgelassen wurden.

Die Methode hat im Rahmen dieser Arbeit durchaus ihre Möglichkeiten zur einfachen Klassifizierung von Boden und Pflanzenstrukturen dargelegt, jedoch zeigen die Ergebnisse, dass sie für eine gezielte Segmentierung von Blattflächen nicht ausreichend robust ist. Als geeignetere Verfahren zur generellen Unterscheidung zwischen Boden und Pflanze bzw. Vegetation sind hier dagegen die etablierte Verwendung des NDVI (Selbeck et al. 2014, De Biasio et al. 2011, Peijun et al. 2010) oder die Pflanzen-/Objekterkennung durch Einbringung zusätzlicher bzw. kombinierter 3D-sensorischer Abtastung (Klose et al. 2012, Strothmann 2016, Kluge 2011) zu nennen. Diese Verfahren wären jedoch nur durch Einbindung zusätzlicher Sensorik und umfangreicher Kalibrierung zum vorhandenen NIR-System umsetzbar gewesen, so dass dadurch zusätzliche Fehlerquellen geschaffen worden wären. Bei der im Rahmen dieser Arbeit ausschließlichen Nutzung eines einzigen bildgebenden NIR-Spektralsystems und damit unter Anwendung des beschriebenen Klassifizierungs-/ Segmentierungsverfahrens war eine sorgfältige manuelle Vorarbeit vor der eigentlichen Spektralmessung notwendig. In dieser wurden die Blätter jeder Pflanze möglichst weit voneinander separiert, damit diese in der Messung keine überlappenden Bereiche aufwiesen. Auch wurden im Vorfeld Blattansätze im Nahbereich des Nodium entfernt, um die Anzahl zusätzlicher Störsegmente bei der Segmentierung zu reduzieren. Dieses im Detail sehr komplexe Themenfeld der Segmentierung von Pflanzenblättern wird von einer Vielzahl an Publikationen beschrieben, die diese Problematik mit unterschiedlichsten Methoden zu lösen versuchen (z.B. Rath & Pastrana 2012, Kluge 2011, Huang et al. 2012, Reul 2015). Die hier durchgeführte Klassifizierung/ Segmentierung von Blattflächen stellte jedoch trotz der Limitierungen im Rahmen dieser Arbeit ein ausreichendes Ergebnis dar, so dass auf Basis der korrekt segmentierten Blattflächen die weiteren Schritte der Modellbildung und Vorhersageanalysen durchgeführt werden konnten. Die Betrachtungen der Spektralinformationen konnten dadurch individuell auf die reinen Einzelblattflächen bezogen werden.

7.3 Versuchspflanzen und Referenzmessung der Pflanzenparameter

Die zu analysierenden Pflanzen wurden in drei Versuchen über eine unterschiedliche Zeit kultiviert, um die Varianz der Blattausprägungen bezogen auf Blattmasse bzw. Blattdicke zu erhöhen. Erwartungsgemäß wird in Tab. 6.1 und Tab. 6.2 ersichtlich, dass sowohl die mittlere Blattmasse (Feuchtmasse) als auch die Blattdicke von Versuch 1 bis Versuch 3 deutlich zugenommen haben. Die Verteilung der bestimmten Referenz-Wassergehalte sind in Abb. 6.1 für die Versuche dargestellt. Versuch 1 und Versuch 2 zeigten eine ähnliche Verteilung der Wassergehalte. Aufgrund der Anfangsbedingung mit optimaler Wasserversorgung der Pflanzen kam es bei den Messungen zu einer Häufung der Werte hohen Blattwassergehalts. Über den Eintrocknungszeitraum hat der Blattwassergehalt der gemessenen Pflanzen erst nach einigen Tagen nach und nach abgenommen. Die zuletzt gemessenen Pflanzen am Ende des Messzeitraums hatten lediglich einen

Blattwassergehalt von etwa 20 %. Die Häufigkeitsverteilung der Blattwassergehalte unterschied sich bei Versuch 3 jedoch gravierend von den anderen Versuchen. Trotz der Induktion von Trockenstress ab Beginn des Messzeitraums kam es innerhalb von 4 Wochen zu keiner deutlichen Abnahme des Blattwassergehalts. Als Grund wird eine zu hohe Feldkapazität des Gewächshausbodens angeführt, da dieser im Vorfeld des Versuchs stark bewässert worden war, um die zu dem Zeitpunkt vorherrschende hohe Salzkonzentration auszuwaschen. Dazu kam, dass durch einen sich stark ausbreitenden Schädlingsbefall von Blattläusen der Versuch 3 vorzeitig beendet werden musste, um die Spektralmessung dadurch nicht zu beeinflussen. Die Streuung der Wassergehalte war bei Versuch 3 im Gegensatz zu den anderen Versuchen daher deutlich geringer. Allgemein ist anzumerken, dass die Streuung der Feuchtigkeitswerte der Blätter nicht ansatzweise einer Normalverteilung gleichkam und somit bezogen auf die Modellbildung die Werte hohen Feuchtigkeitsgehalts überproportional vertreten waren, so dass dadurch eine ungewollte Optimierung der Modelle zu diesem Wertebereich erfolgt ist. Dagegen ist zu halten, dass insbesondere ab einem Blattwassergehalt von $< 70\%$ die Zellen meist irreversibel geschädigt sind (vgl. Lösch 2001, Strasburger et al. 2008) und somit der Wertebereich niedriger Wassergehalte für viele grundlegende Fragen z.B. zur Beurteilung des Vitalitätsstatus eines Blatts bzw. der Pflanze der Vorhersagefehler nicht zwangsläufig entscheidend ist.

Die Ermittlung des Blattwassergehalts von Einzelpflanzen auf Basis der thermogravimetrischen Methode stellt die Grundlage für die gesamte Untersuchung dar. Die Wassergehalte aller drei Versuche sind unter Verwendung der in Kapitel 4 (Material) beschriebenen Systeme und der Einhaltung der in Kapitel 5 (Methoden) beschriebenen Vorgehensweise bestimmt worden. Die Wassergehalte wurden dabei individuell für jedes einzelne Blatt jeder Pflanze ermittelt. Da die Blattmassen stark variiert haben, ist auch der Einfluss der Messgenauigkeit der Waage (1 mg) auf den ermittelten Blattwassergehalt sehr unterschiedlich gewesen. Insbesondere bei den hohen Feuchtmassen aus Versuch 3 von mind. 5 g lag der maximale durch die Waage resultierende Messfehler bei $< 0,02\%$ Blattwassergehalt. Bei der Bestimmung des Wassergehalts des Blattes kleinster Feuchtmasse aus Versuch 2 mit 0,191 g lag der maximale durch die Waage resultierende Messfehler bei $0,5\%$ Blattwassergehalt. Bei der Bestimmung des Wassergehalts des Blattes kleinster Feuchtmasse aus Versuch 1 mit 0,015 g lag der durch die Waage resultierende Messfehler bei $6,67\%$ Blattwassergehalt. Es zeigt sich hier die Limitierung der Referenz-Messtechnik und somit der Kalibrierung des Vorhersagemodells der Spektralmessungen, der bei Werten kleiner Blattfeuchtigkeit starken Einfluss hat.

7.4 Bestimmung des Blattwassergehalts auf Basis spektraler Reflexionsmessung

Die in Kapitel 6.5 dargestellten Ergebnisse zur Vorhersage des Blattwassergehalts von Einzelblättern zeigen eine hohe Korrelation gegenüber den gravimetrisch bestimmten Referenzwerten. Die Daten zur Kalibrierung bzw. Validierung wurden aus der jeweiligen Gesamtheit der Proben generiert, wobei jeweils vier Datengruppen mit je 25 % der Gesamtdatenmenge erstellt worden sind. Die Zuordnung zu den Gruppen fand dabei einmalig und zufällig statt. Auf Basis dieser vier Datengruppen wurden mittels einer Gruppe das jeweilige Vorhersagemodell aufgestellt (Kalibrierdatensatz) und mittels der übrigen 75 % der Daten validiert (Validierdatensatz). Auf diese Weise wurde sowohl für das PLS- als auch für das WI-Modell eine 4-fache Kreuzvalidierung durchgeführt und die Ergebnisse in Kapitel 6.5 aufgeführt. Für eine unabhängige Validierung sind die Daten, die in das Kalibriermodell einfließen, strikt von den Daten für die Validierung zu trennen. Dies fand innerhalb eines Kalibrier-/Validier-Durchlaufs auch statt, jedoch wurden beim nächsten Durchlauf die vier Datengruppen wieder neu (Verhältnis 25/75 %) entsprechend der 4 Datengruppen aufgeteilt, so dass diese strikte Separierung bei der hier durchgeführten Kreuzvalidierung nur teilweise erfüllt war. Der Grund dafür war der geringe Umfang der Daten insbesondere bezogen auf einen einzelnen Versuch. In Abb. 6.1 ist die Verteilung der Blattwasserwerte der Versuche dargestellt, aus der deutlich wird, dass z.B. mit ca. 20 % des Probenumfangs in Versuch 1 nur ein geringer Anteil der Proben einen niedrigen Wert von < 70 % rel. Wassergehalt aufwies. Das Modell wäre bei einfacher Validierung stark abhängig von der zufälligen Zusammenstellung der Datensets, was durch die stratifizierte Kreuzvalidierung unter Verwendung gleichgroßer Datensets minimiert wird (Albers et al. 2009).

Die Bestimmung des Blattwassergehalts mittels WI durch Auswertung zweier Spektralbanden R1450 und R1050 in Reflexionsmessung hat deutlich seinen Zusammenhang zur Messgröße aufgezeigt, indem im Gegensatz zur nahezu unabhängigen Spektralbande R1050 die Reflexion der wassersensitiven Spektralbande R1450 mit zunehmender Wasserkonzentration im Blatt abgenommen hat. Die Annahme zur Berechnung der Blattwassergehalte auf Basis des WI, dass keine Transmission von Strahlung durch das Blatt stattfindet (vgl. Kapitel 5.5.2, Form. 5.29), spiegelt in der Praxis aufgrund der geringen Blattdicken den Sachverhalt nicht vollständig wider (Monteith & Unsworth 2007, Strasburger et al. 2008). Das Ergebnis der auf diese Weise errechneten Absorptionswerte der Strahlung von R_{1450} zeigt im Streudiagramm (Kapitel 6.5.2, Abb. 6.29) jedoch klar einen logarithmischen Zusammenhang zu der Konzentration von Wasser, also dem Blattwassergehalt der Pflanzen, auf. Dieses legt damit eine eingeschränkte Gültigkeit dieser Annahme nahe. Offen bleibt hierbei, ob entweder die transmittierte Strahlung in einer zu vernachlässigenden Größenordnung liegt oder einen

relativen Anteile der Strahlung ausmacht, der durch den Einfluss der Reflexion auf die Normierungsbande R_{1050} im hohen Maße ausgeglichen wird. Die Korrelationsplots (Korrelation über 100 % der Daten) in Abb. 6.30 zeigen bei Versuch 1 und 2 eine hohe lineare Abhängigkeit mit $R^2 = 0,96$ und $R^2 = 0,92$ zwischen der mittels WI errechneten Absorption und den entsprechenden Referenz-Blattwassergehalten aus der gravimetrischen Bestimmung. Tillmann (2010) weist in seiner Arbeit insbesondere darauf hin, dass Messungen mit zeitlichem Versatz und unterschiedlichen Vegetationsbedingungen dem sog. „Jahrgangseffekt“ unterliegen, so dass sich geringe Abweichungen zwischen derartigen Messungen wie bei Versuch 1 und 2 dadurch begründen lassen.

Das Resultat aus Versuch 3 liegt dagegen mit $R^2 = 0,18$ deutlich darunter, was mit der geringen Streubreite der Referenz-Blattwassergehalte aus dem abgebrochenen Eintrocknungsversuch zu begründen ist und sich somit nicht direkt vergleichen lässt. Die Streudiagramme des Schätzwertfehles, aufgetragen über den Referenzwerten des Wassergehalts (Abb. 6.31), zeigen keine allgemeingültigen Zusammenhänge auf, was eine grundsätzliche Eignung des WI-Modells unterstreicht. Der lokale Trend, dass im Bereich zwischen ca. 80-90% Wassergehalt eine deutliche Verschiebung des Fehlers von negativen Werten in den positiven Bereich stattfindet, lässt sich jedoch bei allen Versuchen eindeutig erkennen. Dies deutet auf eine Unzulänglichkeit des Modells hin, die im Rahmen der Untersuchung nicht näher erfasst wurde und ggf. die Einbeziehung weiterer Pflanzenparameter erfordert. Die Ergebnisse zur Untersuchung des Schätzwertfehlers RMSE in Abb. 6.32 zeigen, dass die Fehler im Bereich hohen Blattwassergehalts deutlich unter denen für abgetrocknete Blätter mit einem Wassergehalt von $< 60\%$ lagen. Der Grund liegt zum einen darin, dass wegen des logarithmischen Zusammenhangs zwischen WI und Blattfeuchtigkeit bei trockeneren Blättern, im Gegensatz zu Blättern mit hohem Blattwassergehalt, bereits kleine Änderungen des WI zu hohen Schätzwertänderungen führten (vgl. Abb. 6.28). Ein weiterer möglicher Einfluss wäre die Schädigung der Pflanze und die damit verbundene strukturelle Änderung des Blattes aufgrund der irreversiblen Dehydrierung der Zellen, die ab diesem Austrocknungsgrad bereits stattfinden (Strasburger et al. 2008). Die verursachte strukturelle Änderung könnte somit auch eine Veränderung der Reflexionseigenschaften des Blattes im Bereich der vom WI verwendeten Spektralbanden bedeutet haben. Die anschließend durchgeführte Kreuzvalidierung mit vier Datengruppen zeigte, dass auch mit quasi-unabhängigen Daten für Kalibrierung und Validierung der Modell-Zusammenhang zwischen WI und den Referenzwerten und die Güte der Korrelation weiterhin bestehen blieb. Abb. 6.33 zeigt das Ergebnis der vier Modellbildungen mit Angabe der Schätzwertfehler und der Bestimmtheitsmaße der Durchläufe für die einzelnen Versuche 1, 2 und 3 (blau, rot und grün) sowie für die Gesamtauswertung unter Einbeziehung aller Messwerte aus Versuch 1-3 (grau). Der mittlere Schätzwertfehler RMSE lag bei Versuch 2 im Vergleich zu den

anderen Versuchen auf dem höchsten Wert von 5,65 % Wassergehalt. Bei diesem Versuch wurde durch die Eintrocknung, ähnlich zu Versuch 1, eine hohe Streuung der Blattwassergehalte von ca. 10-90 % Wassergehalt erreicht, so dass sich hier, wie schon beschrieben, im Bereich kleiner Wassergehalte der Fehlereinfluss aufgrund des Modell-Zusammenhangs bemerkbar machte. Darüber hinaus waren bei Versuch 2 gegenüber Versuch 1, bei dem eine ähnlich große Streuung der Blattwassergehalte bestand, größere Variationen an weiteren Pflanzenmerkmalen aufgetreten, die sowohl die Blattfläche als auch insbesondere sehr unterschiedliche Wuchshöhen der Blätter umfasste. Hier wird vermutet, dass auch diese Parameter einen merklichen Einfluss auf die spektrale Charakteristik der Blattspektren haben. Dieser Einfluss könnte z.T. auch mit der Eignung und Anbringung der Strahlungsquelle begründet werden, da abhängig von der Blatthöhe der Strahlungswinkel der gerichteten Reflexion zwischen Strahlungsquelle, Blattoberfläche und Sensorachse variierte.

Die Auswertung der notwendigen Hauptkomponenten (PCs) der PLS zeigt ebenfalls große Unterschiede zwischen den einzelnen Versuchen. Die maximal erklärable Varianz in Versuch 1 war bereits nach 3 PCs (erklärte Varianz V1: 94 %) erreicht, wogegen für die anderen Versuche V2 mit 10 PCs und V3 mit 11 PCs (erklärte Varianz V2: 99 %; V3: 64 %) bestimmt wurden. Dies zeigt einen deutlichen Unterschied zwischen den drei Versuchen auf, was sich auch bei der Auswertung des WI widerspiegelte. Da Versuchsanordnung und Aufbau des Messsystems bei allen Versuchen möglichst gleich gehalten wurde, liegt die Vermutung nahe, dass der Einfluss der Pflanzen (z.B. Variation der Größe/Höhe, Blattfläche oder Blattstellung) dazu geführt hat. Bei Betrachtung der Korrelationsplots der Wassergehalt-Schätzwerte (Abb. 6.24), des Schätzwertfehlers (Abb. 6.25) sowie des mittleren Schätzwertfehlers RMSE (Abb. 6.26), wird dieser Sachverhalt deutlich, da insbesondere in Versuch 1 bei geringeren Werten des Blattwassergehalts eine größere Abweichung zum Referenzwert als z.B. bei Versuch 2 vorlag. Das Vorhersagemodell mittels PLS-Regression unter Verwendung aller 252 Spektralkanäle im Wellenlängenbereich von 960 nm bis 1680 nm zeigte als Vergleichsmethode zum WI-Modell sowohl in den Einzelkorrelationen der Versuche 1, 2 und 3 sowie insgesamt im Gesamtversuch Versuch 1-3 lediglich eine geringfügig bessere Gesamtkorrelation ($R^2=0,93$) als das Vorhersagemodell auf Basis des Spektralquotienten WI, bestehend aus nur zwei einzelnen Spektralkanälen $R_1=1450$ nm und $R_2=1050$ nm ($R^2=0,91$). In der Untersuchung von Seelig (2005) zeigte die Spektralmessung mit einem R^2 von 0,95 eine ebenfalls hohe Korrelation zwischen einem Spektralquotienten unter Verwendung der Wellenlänge 1450 nm und dem RWC Wassergehalt von Blättern des Einblattes (*Spathiphyllum*) auf. Diese Untersuchungen sind jedoch nicht unter Anbaubedingungen (in-situ) entstanden. Betrachtet man dagegen die durch Clever et al. (2007) durchgeführte Untersuchung von Pflanzenbeständen unter Anbaubedingungen durch luftgestützte Systeme, so konnten nur Korrelationen mit einem R^2 bis max. 0,76 erreicht werden. Dies

zeigt damit die Bewertbarkeit der hohen Güte des im Rahmen dieser Arbeit aufgestellten WI-Modells auf. Geht man zusätzlich auf die Ergebnisse und Jones et al. (2004) ein, bei denen trotz einheitlichem Spektral-Modell die Korrelation zum Wassergehalt von verschiedenen Pflanzen- bzw. Pflanzenbestandteilen stark zwischen 0,94 und 0,5 variierten, spiegelt sich hier die Aussage von Bowyer und Danson (2004) wider, dass die Wellenlänge mit der stärksten Korrelation zum Blattwassergehalt im hohen Maße von der jeweiligen Untersuchung der Proben, z.B. Varianz des Wassergehalts und der Pflanzenart, abhängt und somit grundsätzlich nicht allgemeingültig ist. Somit sollte bis auf weiteres auch das im Rahmen dieser Arbeit aufgestellte WI- bzw. PLS-Vorhersage-Modell vorerst nicht für allgemeingültig erklärt werden. Hier werden weitere Untersuchungen insbesondere mit weiteren Pflanzenarten durchgeführt werden müssen, um die weiterführende Anwendbarkeit abschätzen zu können.

7.5 Untersuchte Einflussfaktoren auf den Vorhersagewert

Im Rahmen dieser Arbeit sind Faktoren, die ggf. einen Einfluss auf die Messung, also die spektrale Reflexionscharakteristik des Blattes, haben, untersucht und deren Einfluss auf den WI-Schätzwert aufgezeigt worden.

Die Ausgangsbeleuchtung (Strahlungsquelle) stellt die Ausgangsgröße für jede spektrale Reflexionsmessung dar. Deren Konstanz der spektralen Zusammensetzung, also die Intensitätsverteilung der einzelnen Wellenlängen bzw. Spektralbanden, ist maßgeblich für die Güte der Vorhersage des kalibrierten Modells verantwortlich. Insbesondere bei Feldmessungen abseits des nahezu vollkommen kontrollierbaren Labors stellen die Umgebungsbeleuchtung bzw. sog. Fremdlichtquellen – hervorgerufen z.B. von der Sonnenstrahlung oder anderen künstlichen Strahlungsquellen – eine mögliche Störquelle dar (Burns & Ciurczak 2008). Zwar wurde bei allen Messungen darauf geachtet, Fremdlichtquellen auf ein Minimum zu reduzieren, jedoch war dies insbesondere bei Versuch 2 und 3 im Gewächshaus nur begrenzt möglich. Der Lichtdurchtritt des Tageslichts konnte trotz Beschattungselementen im Glasdach und am Lichtvorhang im Bereich des Messfeldes nur dahingegen reduziert werden, dass eine direkte Einstrahlung der Sonne vermieden werden konnte und die Messzeile damit möglichst nur indirekt von Fremdlicht beaufschlagt wurde. Das Ergebnis der Untersuchung der Umgebungsbeleuchtung, Kapitel 6.5.3.1, zeigt die Intensität des Fremdlichts bezogen auf die Spektralmessung eines Blattes in Bodenniveau. Das Bodenniveau ist hier als Höhenparameter gewählt worden, da hier der installierte Lichtvorhang seine schlechteste Wirkung der Abschattung vor Fremdlicht zeigte und die Intensität der aktiven System-Beleuchtung am geringsten war (vgl. Abb. 6.35), so dass in dieser Position der maximale Störeinfluss erwartet wurde. In Abb. 6.38 ist erwartungsgemäß erkennbar, dass das Fremdlicht der indirekten Sonnenstrahlung die Spektralmessung in den vorderen

Wellenlängenbereichen (960-1310 nm) beeinflusste, jedoch keine signifikante Intensität im Spektralbereich der Wasserabsorptionsbande um 1450 nm auswies. Der Grund liegt in der Filterung der Sonneneinstrahlung beim Durchgang der Atmosphäre und die damit verbundene Absorption dieses Wellenlängenbereich durch den in den Luftschichten befindlichen Wasserdampf (Kondratjev 1969). Ebenfalls konnte auch das Material des Gewächshauses (z.B. Kunststoff, Glas) das Spektrum der äußeren Umgebungsstrahlung beeinflusst haben. Dies bedingt, dass das Fremdlicht der Sonneneinstrahlung bei Verwendung des WI (bzw. anderer auf Wasserbanden-gestützter Wasser-Indizes) zu einem Fehler des Modell-Schätzwerts in Richtung höheren Wassergehalts führte. Das Ergebnis der Untersuchung zeigte eine Verschiebung der WI durch indirekte Sonneneinstrahlung von 0,252 auf 0,239, welches auf Basis des WI-Vorhersagemodells zu einem Drift des Vorhersagewerts des gemessenen Blattes um 0,62 % Wassergehalt führt. Da in der vorliegenden Messung ein Blatt hohen Blattwassergehalts (ca. 90 % Wassergehalt) verwendet wurde, wäre aufgrund des logarithmischen Zusammenhangs des WI zum Schätzwert der Einfluss auf ein Blatt mit niedrigerem Ausgangswassergehalt deutlich stärker. Dieser aufgezeigte Drift des WI um 0,013 hätte bei einem Blatt mit 20 % Wassergehalt unter Verwendung gleicher Modellparameter eine Änderung des Schätzwertes um ca. 3,5 % Wassergehalt zur Folge gehabt.

Als weiterer Einflussfaktor auf die Spektralmessung ist der Objektwinkel, der Winkeleinfluss des Blattes ausgehend von der idealen horizontalen Ebene analysiert worden. Für diese Analyse hat eine spezielle motorisch angetriebene Blatthalterung in kleinen Winkelschritten ein Blatt um die Winkellage quer zur Messzeile nach und nach verdreht. Parallel wurden dazu wiederholt Spektralmessungen durchgeführt, ohne dabei weitere Parameter zu ändern. Die Messergebnisse aus Kapitel 6.5.3.2 zeigen den gravierenden Einfluss des Winkels der Blattfläche am Beispiel des Spektralquotienten WI auf. Bei einer Drehung des Blattes von 0° bis 45°, ausgehend von der lotrechten Achse zwischen Sensorsystem und Blattfläche, hat sich der WI des Blattes mit ca. 86 % Wassergehalt von 0,253 auf 0,226, demnach um ca. 10,7 % zum Ausgangswert reduziert. Im WI-Vorhersagemodell führte dieses zu einer Erhöhung des Schätzwerts von ca. 1,2 % Wassergehalt. Ob dieser Einfluss ggf. bei Blättern geringeren Blattwassergehalts ähnlich ausfallen würde oder sogar gravierenderen Einfluss auf den Schätzwert hätte, kann hier nicht beantwortet werden und müsste durch weitere Messungen an Blättern unterschiedlichen Blattwassergehalts überprüft werden. Zhu et al. (2015) bestätigen jedoch diesen Einfluss in ihrer Arbeit und zeigen dort durch die Verwendung von Laserscannern zur spektroskopischen Blattwasseruntersuchung die Notwendigkeit der Erfassung von Blattwinkeln auf, so dass sie durch entsprechende Korrekturwerte die Korrelation deutlich steigern können.

Unmittelbar vor der gravimetrischen Referenzmessung des Blattwassergehalts wurden mittels Messschieber die Blattdicken der gemessenen Einzelblätter jeden Versuchs bestimmt (vgl. Kapitel 5.1). Durch die Gegenüberstellung der korrespondierenden Schätzwertfehler aus der Validierung des WI-Modells sollte der Einfluss dieses Parameters auf die Spektralmessung bewertet werden. Die Auswertung der Blattdicken in Abb. 6.42 zeigt die Streubereiche der Blattdickenwerte über die drei Versuche. Es geht daraus hervor, dass insbesondere bei den Versuchen 1 und 2 die geringen Werte der Blattdicke vorwiegend bei Blättern mit geringem Wassergehalt vorlagen, die wiederum zu relativ hohen Schätzwertfehlern geführt haben. Die untere Teilgrafik zeigt den Schätzwertfehler über den entsprechenden Blattdicken in den zugehörigen Versuchsfarben mit der Auswertung des mittleren Schätzwertfehlers für jede Blattdicke in 0,1 mm Schrittweite. In dieser Auswertung wird zwar ersichtlich, dass die sehr geringen Blattdicken bis 0,4 mm zu einem positiven mittleren Schätzwertfehler führten, dieser jedoch mit zunehmender Blattdicke bis 0,8 mm stetig von ca. +5,5 % bis auf -6 % Wassergehalt-Schätzwertfehler abnahm. Dies lässt sich jedoch mit der entsprechenden Modellbildung auf Basis der Korrelation aus den Versuchsdaten erklären (vgl. Kapitel 6.5.2, Abb. 6.29 bzw. Abb. 6.30). Dies zeigt auch die Abb. 6.42 (oben-rechts) deutlich, indem der Schätzwertfehler über dem Referenz-Blattwassergehalt aufgetragen ist. Die Daten zeigen zwar, dass Blätter mit niedrigem Wassergehalt im Gegensatz zu denen mit hohem Wassergehalt insgesamt einen hohen Schätzwertfehler aufwiesen und dass diese tendenziell eine niedrige Blattdicke hatten. Der Umkehrschluss, dass die Blattdicken den entscheidenden Einfluss auf den Schätzwertfehler hatten, lässt sich dadurch jedoch nicht eindeutig belegen, da bei Blattdicken > 1 mm der mittlere Schätzwertfehler wechselnd bei +/- 2 % Wassergehalt lag. Die Arbeit von Qin et al. (2010) haben sich mit der Spektralanalyse zur Bestimmung der Blattdicke von Weinreben befasst und konnten dort einen starken Zusammenhang mit einem $R^2 = 0,8$ mittels SVM-Modell auf Basis des „red-edge“ im vorderen NIR-Band aufzeigen. Dieser Zusammenhang konnte im Rahmen dieser Analyse aufgrund des unterschiedlichen Spektralbereichs jedoch nicht nachgestellt werden.

Abschließend wurde auf Basis einer Mehrfachmessung einer Pflanze die technische Wiederholbarkeit des Messsystems beurteilt (siehe Kapitel 6.5.3.4). Dieses wird allgemein durch eine Wiederholungsmessung des identischen Objekts bei gleichem Messaufbau und konstanten Bedingungen erreicht und wurde in dieser Form auch in anderen Arbeiten als Bewertungskriterium herangezogen (Busemeyer 2013). Dazu wurde in dieser Arbeit ein und dieselbe Pflanze mit ihren fünf Blättern zeitlich unmittelbar hintereinander wiederholt spektral vermessen. In Abb. 6.45 sind die Ergebnisse der Wiederholungsmessungen mittels WI-Modell als Blattwasser-Schätzwerte umgerechnet visualisiert. Berücksichtigt man die Tatsache, dass neben der reinen Spektrenauswertung für die Blattwasservorhersage auch die Auswertung der Blattflächenerkennung und Segmentierung individuell für jede einzelne Wiederholungsmessung durchlaufen wurde,

ist der Wert des „Fehlers“ in Form der mittleren Standardabweichung nicht ausschließlich der WI-Modellauswertung zuzuordnen. Es zeigt sich, dass selbst die maximal hierbei aufgetretene Streuung des Blattwassergehalts eines Blattes mit einer Abweichung von 0,12 % Wassergehalt als sehr gering einzuschätzen ist. Da hierbei angenommen wird, dass die Versuchsanordnung sowie die Pflanzenbeschaffenheit und die Umgebungsbeleuchtung konstant gehalten worden sind, wird der Grund für die Streuung der Werte in erster Linie mit dem Rauschen des Sensorchips und der nachgeschalteten Analogelektronik (vgl. Kapitel 6.2.1/6.2.2) angeführt, die zu einer leichten Variation der Roh-Spektren geführt haben, die die Grundlage der Pflanzenerkennung/ -segmentierung sowie der Schätzwertberechnung gebildet haben. Nichtsdestotrotz konnte durch das Fahrgestell bzw. dessen Fahrspur die vollkommen exakte konstante Position des Messsystems über der Pflanze (seitliche Relativverschiebung entlang der Messzeile) nicht gewährleistet werden, so dass hierbei auch Einflüsse aufgrund der minimalen Verschiebung des Winkels der Beleuchtungs-/ Detektor-Anordnung zur Blattoberfläche (in Analogie zu Kapitel 6.5.3.2) oder auch die limitierte optische Auflösung des Systems (Kapitel 6.2.3) einen Teil der Streuung der Werte verursacht haben.

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen bzgl. Einflussfaktoren auf die Spektralmessung und damit auf die Genauigkeit der Vorhersage des Pflanzenparameters „Blattwassergehalt“ spiegeln keinen vollständigen Umfang möglicher Faktoren wider, zeigen aber die wesentlichen Faktoren und die Größe ihres potentiellen Fehlereinflusses auf den Schätzwert der Spektralmessung auf. Die Sammlung der in Abb. 7.1 beschriebenen Faktoren gibt dabei eine gute Übersicht und zeigt diese und weitere mögliche Einflussfaktoren in thematische Gruppierungen geordnet, woraus deutlich wird, dass alle thematischen Bereiche bestehend aus Spektralmessplatz, Probengenerierung, Referenzmessung und der eigentlichen Modell-Kalibrierung gemeinsam in Bezug auf die Güte eines Modells zusammenwirken (Moschner 2007).

7.6 Anwendungsbeispiel Zeitreihenmessung

Abschließend wurde mit der Zeitreihenmessung eines Eintrocknungsversuchs ein Anwendungsbeispiel der spektralen Analyse des Blattwassergehalts an Pflanzenbeständen aufgezeigt. Hier spiegelt sich der entscheidende Vorteil der berührungslosen und vor allen Dingen zerstörungsfreien Messmethode gegenüber der gravimetrischen Bestimmung wider, die es erst ermöglicht, den Blattwassergehalt einer Pflanze wiederholt zu messen, um dadurch Änderungsverläufe in Abhängigkeit der Zeit aufzeigen zu können. Hier konnte der Spektralverlauf einer Pflanze mit drei Blättern in einem Zeitraum von 120 Stunden gemessen werden. Diese aufgenommenen Daten wurden entsprechend der Vorverarbeitungsschritte (siehe Kapitel 5.3) aufbereitet und auf Basis der Ergebnisse des aufgestellten WI-Modells (6.5.2, Versuch 1) in Blattwassergehalte umgerechnet. Das

Ergebnis zeigt in Abb. 6.48 den zeitlichen Verlauf der Eintrocknung von drei Pflanzenblättern über den gesamten Versuchszeitraum. Eine Referenzmessung konnte hierbei aufgrund der nicht-zerstörungsfreien Referenzmethode der gravimetrischen Wassergehaltsbestimmung nicht erfolgen, so dass die absoluten Ausgangswerte hier nicht gegenübergestellt werden konnten. Da jedoch keine Sprünge innerhalb der Verläufe vorhanden sind, lässt sich aber zumindest vermuten, dass die Verläufe qualitativ den realen Werten entsprechen. Dies wird insbesondere dadurch gestützt, dass die Ausgangswerte der subjektiv bei Versuchsbeginn identisch als „optimal mit Wasser versorgten“ Blättern (Blatt 1+3) auch im Schätzwert nahezu identische Blattwassergehalte von ca. 85 % und 87 % aufwiesen. Ebenfalls ist der finale Wert des Blattwassergehalt-Schätzwerts am Ende des Eintrocknungsversuchs aller drei Blätter analog zur visuellen Begutachtung auf gleichem Niveau von ca. 20 % abgesunken und lag somit sehr nah an den Werten der Referenzmessung (16 % bis 23 % Wassergehalt). In Abb. 6.48 fallen bei dem flachen Verlauf des Wassergehalts von Blatt 2 über dem gesamten Zeitraum wellenförmige Überlagerungen auf, deren Höhenausprägung (min.-max.) bis zu 3 % Wassergehalt ausmachen. Dieses Phänomen lässt sich im geringen Ausmaße auch bei Blatt 3 in dem Bereich erkennen, in dem die Werte schon auf < 30 % Wassergehalt abgesunken sind. Im Verlauf des Wassergehalts von Blatt 2 lassen sich insgesamt fünf Perioden des wiederholenden „Erhebens“ und „Absenkens“ des Schätzwerts erkennen. Da der Zeitraum der Messung mit 120 Stunden exakt fünf Tage beträgt, wird der Eindruck des Einflusses einer tagesverlaufsabhängigen Störgröße auf die Messung gegeben. Etwaige Einflüsse auf die Messungen wurden in Teilen in Kapitel 6.5.3 aufgezeigt und quantifiziert. Da der Zeitreihenversuch vollständig automatisiert durchgeführt wurde, ist anzunehmen, dass damit der Einfluss von Änderungen im Aufbau des Messsystems oder der Lage zwischen Messobjekt und Sensorsystem/ Beleuchtung vernachlässigbar war. Sowohl die Umgebungsbeleuchtung (Tageslichtdurchtritt im Messlabor) oder auch der Einfluss der Temperatur sind hierbei jedoch relevante Faktoren, die während der Messreihe nicht durch einen kontinuierlichen Spektralabgleich mittels Spektralon oder durch permanente Korrektur des temperaturabhängigen Dunkelstroms kompensiert wurden. Darüber hinaus zeigen Workman & Weyer (2008) den Einfluss der Temperatur auf die Peak-Wellenlänge der Spektralbande der Wasserabsorption (flüssiges Wasser) von 1450 nm auf, die sich bei einer Temperaturdifferenz von 25 °C auf 65 °C um ca. 20 nm verschiebt, so dass es auch durch diesen Effekt zu einem nennenswerten Einfluss auf die Vorhersagegenauigkeit des Systems gekommen sein kann. Es zeigt sich hierbei wiederholt die Bedeutung und Wichtigkeit der Kalibrierung und der möglichst umfangreichen Erfassung und Kompensation von Störfaktoren auf die Spektralmessung, um eine hohe Güte des Vorsagemodells erreichen zu können.

Kapitel 8

Schlussfolgerung

Der als Ziel gesetzte Nachweis der Möglichkeit der Messung von Pflanzen unter realen Anbaubedingungen konnte im Rahmen dieser Arbeit in verschiedenen Ausprägungen erbracht werden. Bei den durchgeführten Messungen wurde darauf geachtet, unterschiedliche Faktoren einer realen Anbausituation in der Pflanzenzüchtung aufzugreifen. Dies betrifft in erster Linie, dass die Pflanzen entsprechend konventioneller Vorgehensweise kultiviert und anschließend nicht einzelne abgetrennte Blätter vermessen wurden, sondern die ganzheitliche Pflanze in situ. Insbesondere bei Versuch 1 (Kultivierungsdauer 6 Wochen) und Versuch 2 (Kultivierungsdauer 10 Wochen) wurden die Pflanzen unmittelbar vor der Messung aus der Saatschale bzw. dem Aufzuchttopf in eine mit Erde gefüllte Messumgebung umgesetzt. Dabei wurde neben der allgemeinen Position der Pflanze auch die Blattstellung horizontal für die spektrale Messung ausgerichtet. Bei Versuch 3 (Kultivierungsdauer 14 Wochen) wurden die Pflanzen bereits nach sechs Wochen in einen Gewächshausboden ausgepflanzt, so dass hierbei die Messung ohne entsprechende Präparation der Pflanzen-/ Blattpositionen stattfand. Generell wurden im Vorfeld einer Messung ggf. kleine, nicht vollständig entwickelte Blätter entfernt, um eine ausreichende Mindestblattfläche für die Spektrenauswertung zu erhalten und die spätere Segmentierung der Blattflächen zu vereinfachen. Neben den drei Versuchsreihen mit erfolgter Klassifizierung der Pflanzenstrukturen, Segmentierung der Einzelblätter und erfolgreicher Modellierung des PLS- und WI-Modells zur Vorhersage des Blattwassergehalts unter kontrollierten Bedingungen (Messung einer beweglichen Messschale bis hin zum Einsatz im realen Gewächshaus mit Erdbodenkultivierung) wurden zusätzlich Untersuchungen zur Bewertung von verschiedenen Umgebungseinflüssen durchgeführt. Dies diente dazu, um die Fragestellung nach den Einsatzmöglichkeiten unter realen Anbaubedingungen weiterführend beantworten zu können. Dabei wurde insbesondere der Einfluss des Blattwinkels auf die Spektralmessung und auf den dadurch entstehenden Schätzwertfehler des WI-Vorhersagemodells ermittelt.

In der dazu durchgeführten Messung zeigte der Blattwinkel einen eindeutigen Einfluss auf das Ergebnis des Vorhersagewerts, der zu einer Abweichung des Schätzwerts von ca. 1,2 % rel. Blattwassergehalt bei 45° Verdrehwinkel führte. Auch wurde der Einfluss der Umgebungsbeleuchtung bei Versuch 3 im realen Gewächshaus messtechnisch ausgewertet und exemplarisch quantifiziert. Dadurch, dass das entwickelte Spektralmesssystem dieser Arbeit mit 120 W Halogenbeleuchtung als Strahlungsquelle arbeitete und der Messbereich durch einen Lichtvorhang entsprechend geschützt war, führte die Einstrahlung von Sonnenlicht auf den Messplatz zu einer geringen Abweichung des Schätzwerts beim WI-Modell von ca. 0,6 % Blattwassergehalt. Ebenso wurde auf Rahmenbedingungen durch Parameter der Pflanze selbst, hier exemplarisch untersucht am Beispiel der Blattdicke der Pflanzen, eingegangen und in Bezug auf Zusammenhänge zum Schätzwertfehler des WI-Modells analysiert. Hier konnte zwar bei geringen Blattdicken ein starker Einfluss von bis zu 5 % rel. Blattwassergehalt auf das Ergebnis des Schätzwerts festgestellt, jedoch keine eindeutigen Zusammenhänge aufgedeckt werden. Die hier aufgezeigten Umgebungseinflüsse zeigen klar eine Limitierung des Einsatzes zur Vorhersage von Pflanzenparametern, beschrieben am Beispiel des Blattwassergehalts, auf. Hierbei könnten z.B. mittels zusätzlicher Sensorik jedoch einzelne Einflüsse (Umgebungslicht, Blattstellung) erfasst und durch geeignete Modelle kompensiert werden, um die Genauigkeit der Spektralmessung weiter zu erhöhen, falls dieses für einzelne Anwendungen erforderlich ist. Abschließend wurde als mögliche praktische Anwendung eine Zeitreihenmessung eines Eintrocknungsversuchs durchgeführt, indem eine Pflanze unter Induktion von Trockenstress über einen Zeitraum von 120 Stunden wiederholt spektral vermessen wurde und auf Basis des WI-Modells die Eintrocknung der Pflanzenblätter visualisiert werden konnte. Nicht zuletzt hierdurch konnte ein Einsatz der Messtechnik für zielgerichtete Anwendungen z.B. in der Pflanzenzüchtung aufgezeigt werden, so dass die Zielsetzung der Eignung der bildgebenden NIR-Spektralmessung von Pflanzenmerkmalen unter realen Anbaubedingungen der Pflanzenzüchtung, z.B. im Gewächshaus, als grundlegend gegeben angesehen wird.

Kapitel 9

Ausblick

Als weiterführende Arbeiten auf dem Gebiet der einzelpflanzenbasierten bildgebenden Spektroskopie zur Erfassung von Pflanzenmerkmalen sind allgemein die Optimierung der Datenaufbereitung und -auswertung sowie die Anwendung vielfältigster Analysemethoden von Spektraldaten zu nennen. Die im Rahmen dieser Arbeit dargestellten Analysen der Spektraldaten geben nur einen sehr kleinen Ausschnitt des weiten Feldes unterschiedlicher Berechnungs- und Modellbildungsmethoden wieder. Dies umfasst sowohl die zahlreichen Vorbehandlungsschritte der Spektraldaten (Kessler 2006, Burns & Ciurczak 2008), die Klassifizierung und Segmentierung z.B. von Pflanzen/Bodenstrukturen als auch die eigentliche Modellbildung zur Vorhersage der Pflanzenmerkmale und -ausprägungen von Einzelpflanzen (Kluge 2011). Somit wird im Bereich der eigentlichen Datenauswertung ein hohes Potential für weitere Arbeiten gesehen, um die Güte des vorliegenden WI-Modells weiter zu erhöhen. Auch die Verwendung und Einbindung von allgemeinen Pflanzen-Modellen, wie z.B. PROSPECT, konnten bereits in Arbeiten die Güte von Vorhersagemodellen drastisch steigern (vgl. Zarco-Tejada 2003, Jacquemoud et al. 2009). Weitere anschließende Arbeiten sind auch in der generellen Übertragung und Erweiterung der Messmethode auf weitere Pflanzenmerkmale zu sehen. Wunder et al. (2013) haben die NIR-Spektraltechnologie bereits erfolgreich zu Biomassedetektion unter realen Bedingungen bei Triticale-Parzellen im Versuchswesen eingesetzt. Sie konnten dabei sehr gute Ergebnisse bzgl. Genauigkeit und Reproduzierbarkeit erreichen, indem sie die Informationen des Spektralsensors mit mehreren unterschiedlichen Sensortypen kombiniert haben. Andere Veröffentlichungen zeigen immer weitreichendere Möglichkeiten der Anwendbarkeit der Spektralsensorik im Pflanzenbau auf, bei denen beispielsweise der Grad des Krankheitsbefalls, die Stickstoffversorgung oder Vitalitäts- und Stresslevel abgeleitet werden können (Mahlein et al. 2012, Zhang et al. 2013, Zhao et al. 2015, Behmann et al. 2014). Besondere Bedeutung werden auch weiterführenden Untersuchungen zur Applikation der

bildgebenden spektralen Messtechnik in reale Feldbedingungen zuteil, um die vielschichtigen Herausforderungen zur Bewältigung der Komplexität verschiedener Einflussfaktoren und Umweltbedingungen in der Pflanzenzüchtung zu beschreiten. Die Entwicklung von Plattformen zur Reproduzierung und Messung von Störeinflüssen der Feldbedingungen auf die bildgebende sensorische Analyse von Pflanzenparametern ermöglicht zudem, die einzelnen Sensorsysteme und deren Modelle zukünftig viel zielgerichteter bewerten und optimieren zu können (Scholz et al. 2017). Dabei zeigen Deery et al. (2014) den hohen Nutzen der Verwendung verschiedenster Sensortypen, u. a. die Spektralsensorik, in Verbindung mit mobilen, bodennahen Plattformen „Buggies“ auf, um die Pflanzenzüchtung wie auch die Pflanzenproduktion durch die Erfassung von Pflanzenmerkmalen zu optimieren. Autonom agierende und sensorgestützte Systeme, die selbstständig im Pflanzenfeld navigieren, dabei Einzelpflanzen detektieren und auf Basis hochpräziser GPS-Koordinaten wiederfinden können, sind im vergangenen Jahrzehnt sehr intensiv entwickelt worden (Weiss & Biber 2009, Wunder et al. 2012, Fender et al. 2006). Durch derartige bodengestützte Fahrsysteme aber auch durch sog. UAV (unmanned aerial vehicle), die in der Lage sind, Sensortechnologie zur Messung von Pflanzenbeständen aus der Luft heraus einsetzen zu können (Liebisch et al. 2016, Kiliyas et al. 2016), stellen neben den satellitengestützten Messsystemen ein großes Potential sowohl für die bildgebende Spektralsensorik als auch für die generelle Messtechnik zur Bestimmung von Pflanzenparametern dar. Dadurch wird es die Technologie der automatisierten und berührungslosen Messung ermöglichen, Einzelpflanzen über lange Zeiträume und in häufiger Frequenz objektiv auf Basis einer Vielzahl an Merkmalen zu vermessen und damit die Effizienz des Feldversuchswesens sowie des allgemeinen Pflanzenbaus entscheidend zu steigern.

Kapitel 10

Literaturverzeichnis

- Aikio, M. (2001): Hyperspectral prism-grating-prism imaging spectrograph, VTT Publication 435, Dissertation.
- Albers, S.; Klapper, D.; Konradt, U; Walter, A.; Wolf, J. (2009): Methodik der empirischen Forschung, 3. Auflage, Gabler Verlag.
- Alemie, B. K. (2005): Spectral unmixing of hyperspectral and multispectral images for predictive mapping of surface soil organic matter, Master Thesis, International Institute for Geo-Information science and earth observation, Master Thesis, NL-Enschede.
- Balasundram, S. K.; Kassim, F. A.; Vadamalai, G.; Hanif, A. H. M. (2013): Estimation of red tip disease severity in pineapple using a non-contact sensor approach, Agricultural Sciences, Vol. 4, No. 4, 206-208.
- Baret, F.; Guyot, G.; Major, D. J. (1989): TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation, Proceedings of the 12th Canadian symposium on remote sensing and IGARSS'89, Vancouver, Canada. 3: 1355-1358.
- Behmann, J.; Steinbrücken, J.; Plümer, L. (2014): Detection of early plant stress responses in hyperspectral images. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 93, 98-111.
- Bergen, L.; Burkhardt, H. (2017): Morphologische Bildverarbeitung, Praktikumsunterlagen Universität Freiburg, https://lmb.informatik.uni-freiburg.de/lectures/praktika_brox/bvpraktikum/BVAnl_morphologie.pdf, 05.12.2017.

- Bowyer, P.; Danson, F. M. (2004): Sensitivity of spectral reflectance to variation in live fuel moisture content at leaf and canopy level. *Remote Sensing of Environment* 92, 297-308.
- Bresinsky, A.; Körner, C.; Kadereit, J.; Neuhaus, G.; Sonnewald, U. (2008): *Lehrbuch der Botanik*, 36. Auflage, Spektrum Akademischer Verlag.
- Bundessortenamt, N. N. (2000): *Richtlinien für die Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen*, Landbuch-Verlag Hannover.
- Burke, M. W. (1996): *Image Acquisition*, vol. 1 of *Handbook of machine vision engineering*, Chapman & Hall, London.
- Burns, D. A.; Ciurczak, E. W. (2008): *Handbook of Near-Infrared Analysis*, 3. Auflage, Taylor & Francis.
- Busemeyer, L., Klose, R.; Linz, A.; Thiel, M.; Wunder, E.; Tilneac, M.; Ruckelshausen, A. (2010): Agro-sensor systems for outdoor plant phenotyping platforms in low and high density crop field plots, 68th Proceedings International Conference Agricultural Engineering, 213-218.
- Busemeyer, L.; Mentrup, D.; Möller, K.; Wunder, E.; Alheit, K.; Hahn, V.; Maurer, H. P.; Reif, J. C.; Würschum, T.; Müller, J.; Rahe, F.; Ruckelshausen, A. (2013): BreedVision — A Multi-Sensor Platform for Non-Destructive Field-Based Phenotyping in Plant Breeding, *Sensors* 2013(3), 2830-2847.
- Busemeyer, L. (2013): *Development and assessment of a multisensor platform for precision phenotyping of small grain cereals under field conditions*, Universität Hohenheim, Dissertation.
- Canet, D.; Krahé, E. (1994): *NMR – Konzepte oder Methoden*, 1. Auflage, Springer.
- Carlson, T. N.; Ripley, D. A. (1997): On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index, *Remote Sensing of Environment*, Volume 62, Issue 3, 241-252.
- Chuvieco, E.; Cocero, D.; Riaño, D.; Martín, P.; Martínez-Vega, J.; de la Riva, J.; Pérez, F. (2004): Combining NDVI and surface temperature for the estimation of live fuels moisture content in forest fire danger rating, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 92(3), 322–331.
- Clevers, J.; Kooistra, L.; Schaepman, E. (2007): Estimating canopy water content using imaging spectroscopy, *Proceedings 5th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy*.

- Curcio, J. A.; Petty, C. C. (1951): The Near Infrared Absorption Spectrum of Liquid Water, *Journal of the Optical Society of America*, 41, 302–304.
- Curran, P. J. (1989): Remote sensing of foliar chemistry, *Remote Sensing of Environment*, 30, 271-78.
- Danson, F. M.; Bowyer, P. (2004): Estimating live fuel moisture content from remotely sensed reflectance, *Remote Sensing of Environment*, 92, 309-321.
- Dawson, T. P.; Curran, P. J.; North, P. R. J.; Plummer, S. E. (1999): The Propagation of Foliar Biochemical Absorption Features in Forest Canopy Reflectance: A Theoretical Analysis, *Remote Sensing of Environment*, 67, 147–159.
- De Biasio, M.; Arnold, T.; Leitner, R. (2010): UAV based Multi-spectral Imaging System for Environmental Monitoring, *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 8360, 995-998.
- Dell'Endice, F.; Nieke, J.; Koetz, B.; Schaepmann, K. E.; Itten, K. (2009): Improving radiometry of imaging spectrometers by using programmable spectral regions of interest, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 64(6), 632-639.
- Deery, D.; Jimenez-Berni, J.; Jones, H.; Sirault, X.; Furbank, R. (2014): Proximal Remote Sensing Buggies and Potential Applications for Field-Based Phenotyping, *Agronomy*, 4(3), 349-379.
- DIN 5031, N. N. (1984): *Strahlenphysik im optischen Bereich und Lichttechnik; Benennung der Wellenlängenbereiche*, Institut für Normung, Teil 7.
- DIN ISO 11465, N. N. (1996): *Bodenbeschaffenheit - Bestimmung des Trockenrückstandes und des Wassergehalts auf Grundlage der Masse - Gravimetrisches Verfahren*.
- Dohlus, R. (2010): *Photonik: Physikalisch-technische Grundlagen der Lichtquellen, der Optik und des Lasers*, Oldenbourg Verlag.
- Dworak, V.; Selbeck, J.; Dammer, K. H., Hoffmann, M.; Zarezadeh, A. A., Bobda, C. (2013): Strategy for the development of a smart NDVI camera system for outdoor plant detection and agricultural embedded system, *Sensors*, 13(2), 1523-38.
- EHRET (2017): <http://www.ehretlab.com/portfolio/labortechnik/ehret-trocken-sterilisierschraenke-serie-4000.html>, Herstellerwebseite, 05.12.2017.

- Erasmi, S. (2002): Analyse spektroradiometrischer in situ Messungen als Datenquelle für die teilflächenspezifische Zustandsbeschreibung von Winterweizenbeständen, Universität Göttingen, Dissertation.
- Erdle, K.; Mistele, B.; Schmidhalter, U. (2011): Comparison of active and passive spectral sensors in discriminating biomass parameters and nitrogen status in wheat cultivars, *Field Crops Res.*, 124, 74–84.
- Fender, F.; Hanneken, M.; In der Stroth, S.; Kielhorn, A.; Linz, A.; Ruckelshausen, A. (2006): Sensor Fusion Meets GPS: Individual Plant Detection, *Proceedings of CIGR EurAgEng/VDI-MEG*, 279-280.
- Fowler, J. (2014): Compressive pushbroom and whiskbroom sensing for hyperspectral remote-sensing imaging, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Proceedings, 684-688.
- Fujimoto, T.; Numa, T.; Kobori, H.; Tsuchikawa, S. (2015): Visualisation of spatial distribution of moisture content and basic density using near-infrared hyperspectral imaging method in sugi (*Cryptomeria japonica*), *International Wood Products Journal*, Vol. 6(2), 46-48.
- Gao, B.-C.; Goetz, A. F. H. (1995): Retrieval of equivalent water thickness and information related to biochemical components of vegetation canopies from AVIRIS data, *Remote Sensing of Environment*, 52(3), 155–162.
- Gao, B.-C. (1996): NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space, *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257–266.
- Garini, Y.; Young, J. T.; McNamara, G. (2006): *Spectral Imaging: Principles and Applications*, International Society for Analytical Cytology, Volume 69A, 735-747.
- Georgiev, G. T.; Butler, J. J. (2007): Long-term calibration monitoring of Spectralon diffusers BRDF in the air-ultraviolet, *Applied Optics*, Band 46, Nr. 32, 7892-7899.
- Gottwald, W.; Wachter, G. (1997): *IR-Spektroskopie für Anwender*, 1. Auflage, Wiley-VCH.
- Griepentrog, H.-W.; Ruckelshausen, A.; Jörgensen, R. N.; Lund, I. (2010): Autonomous Systems for Plant Protection, *Precision Crop Protection – The Challenge and Use of Heterogeneity*, Springer, 323-334.

- Groell, K. (2008): Use of sensor technologies to estimate and assess the effects of various plant diseases on wheat growth and development, Universität Hohenheim, Dissertation.
- Gudi, G. (2016): Einsatz Schwingungsspektroskopischer Methoden zur Qualitätsbewertung Pflanzlicher Rohstoffe und Charakterisierung von Phytoextraktionsprozessen, Dissertation, FU Berlin.
- Günzler H.; Gremlich, H.-U. (2003): IR-Spektroskopie, 4. Auflage, Wiley-VCH Verlag.
- Häupl, P.; Homann, M.; Kölzow, C.; Riese, O.; Maas, A.; Höfker, G.; Nocke, C.; Willems, W. (2013): Lehrbuch der Bauphysik, Springer, 7. Auflage.
- Hagen, N.; Kudenov, M. W. (2013): Review of snapshot spectral imaging technologies, *Opt. Eng.* 52(9), Article 090901.
- Haken, H.; Wolf, H. C. (2004): Atom- und Quantenphysik, 8. Auflage, Springer Verlag.
- Hecht, E. (2001): Optik, 3. Auflage, Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH.
- Hellebrand, H. J.; Dammer, K. H.; Beuche, H.; Herppich, W. B.; Flath, W. (2005): Infrarotbildverfahren im Pflanzenschutz, *Landtechnik* 60, 142-143.
- Hemming, J. (2000): Computer vision for identifying weeds in crops, BGT Hannover, Dissertation.
- Hilgers Technisches Büro (2017), Webseite: <http://www.hilgers.com/Kameras/Leica.htm>, 05.12.2017.
- Holst, G. C.; Lomheim, T. S. (2011): CMOS/CCD Sensors and Camera Systems, 2. Auflage, SPI Press.
- Huang, D.-S.; Jiang, C.; Bevilacqua, V.; Figueroa, J. C. (2012): Intelligent Computing Technology, 8th International Conference, ICIC Proceedings.
- Huete, A. R. (1987): Soil-Dependent Spectral Response in a Developing Plant Canopy, *Agron. Journal*, 79, 61-68.
- Hunt, E. R. Jr.; Rock, B. N.; Nobel, P. S. (1987): Measurement of Leaf Relative Water Content by Infrared Reflectance, *Remote Sensing of Environment*, 22, 429– 435.
- Hunt, E. R. Jr.; Rock, B. N. (1989): Detection of Changes in Leaf Water Content Using Near- and Middle-Infrared Reflectances, *Remote Sensing Environment*, 30, 43-54.

- Indiamart (2017): Technical/commercial Information of MultiSpectral Filter-Wheel Camera, www.indiamart.com/comtekscientific-instruments/spectral-cameras.html, 05.12.2017.
- Imec International (2017), Webseite: https://www.ximea.com/support/attachments/4675/XIMEA_imec_HSI_technology-Part-V1.1.pdf, 05.12.2017.
- Jacobsen, A. (2000): Analysing Airborne Optical Remote Sensing Data from a Hyperspectral Scanner and Implications for Environmental Mapping and Monitoring - results from a study of CASI data and Danish semi-natural, dry grasslands, National Environmental Research Institute, Denmark, Dissertation.
- Jacquemoud, S.; Bacour, C.; Poilvé, H.; Frangi, J.-P. (2000): Comparison of Four Radiative Transfer Models to Simulate Plant Canopies Reflectance - Direct and Inverse Mode, *Remote Sensing of Environment*, 74, 471-481.
- Jacquemoud, S.; Verhoef, W.; Baret, F.; Bacour, C.; Zarco-Tejada, P. J.; Asner, G. P.; François, C.; Ustin, S. L. (2009): PROSPECT+SAIL models: A review of use for vegetation characterization, *Remote Sensing of Environment*, 113, 56-66.
- Jones, C. L.; Weckler, P. R.; Maness, N. O.; Stone, M.L.; Jayasekara, R. (2004): Estimating Water Stress in Plants Using Hyperspectral Sensing, *ASAE/CSAE Annual International Meeting*, 2-11.
- Keshava, N. (2003): A Survey of Spectral Unmixing Algorithms, *Lincoln Laboratory Journal*, Volume 14, 55-78.
- Kessler, W. (2006): *Multivariate Datenanalyse für die Pharma-, Bio- und Prozessanalytik*, 1. Auflage, Wiley-VCH.
- Kilias, D.; Holstein, K.; Seiffert, U. (2016): Ein optimiertes UAV-Hyperspektralkamera-Konzept für den Einsatz in Zuchtgärten und der Landwirtschaft, *Bornimer Agrartechnische Berichte Heft 93*, 127-134.
- Kjaer, K. H.; Ottosen, C.-O. (2015): 3D Laser Triangulation for Plant Phenotyping in Challenging Environments, *Sensors*, 15(6), 13533-13547.
- Klose, R.; Scholz, C.; Ruckelshausen, A. (2012): 3D Time-of-Flight camera-based sensor system for automatic crop height monitoring for plant phenotyping, *Proceedings CIGR-AgEng Conference*, 55-60.
- Kluge, A. (2011): *Methoden zur automatischen Unkrautererkennung für die Prozesssteuerung von Herbizidmaßnahmen*, TU Braunschweig, Dissertation.

- Kraus, K.; Schneider, W. (1988): Fernerkundung - Band 1: Physikalische Grundlagen und Aufnahmetechniken, Dümmler Verlag.
- Kondratjev, K. Y. (1969): Radiation in the Atmosphere, Vol. 12, Academic Press New York.
- Kronsbein, C.-F.; Volke, F.; Schmitt, D.; Benecke, M.; Schniederbruns, B.; Berghaus, A.; Martinez, J.; Hufendiek, H.; Ruckelshausen, A. (2013): Magnetische Resonanz- und Nah-Infrarot- Sensorsysteme zur Online-Messung der Feuchte bei Erntegütern, 33. GIL-Tagung, 175-178.
- Krug, H., Liebig, H.-P., Stützel, H. (2002): Gemüseproduktion – Ein Lehr- und Nachschlagewerk für Studium und Praxis, Ulmer Verlag Stuttgart.
- Kvalheim, O. (1987): Latent-structure decompositions (projections) of multivariate data, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 2, 283-290.
- Larsolle, A.; Muhammed, H. (2007): Measuring crop status using multivariate analysis of hyperspectral field reflectance with application to disease severity and plant density, Precision Agriculture 8(1), 37-47.
- Liebetrau, J.; Pfeiffer, D.; Thrä, D. (2015): Messmethodensammlung Biogas, 2. Auflage, DBFZ Deutsches Biomasseforschungszentrum gemeinnützige GmbH.
- Liebisch, F.; Pfeifer, J.; Khanna, R.; Lottes, P.; Stachniss, C.; Falck T.; Sander, S.; Siegart, R.; Walter, A.; Galceran, E. (2017): Flourish – A robotic approach for automation in crop management, Bornimer Agrartechnische Berichte, Heft 93, 53-63.
- Lillesand, T. M.; Kiefer, R. W.; Chipman, J. W. (2008): Remote Sensing and Image Interpretation. 6th edition, John Wiley & Sons.
- Lösch, Rainer (2001): Wasserhaushalt der Pflanzen, 1. Auflage, Quelle & Meyer Verlag.
- Lohr, D.; Tillmann, P.; Druegge, U.; Zerche, S.; Rath, T.; Meinken, E. (2017): Non-destructive determination of carbohydrate reserves in leaves of ornamental cuttings by near-infrared spectroscopy (NIRS) as a key indicator for quality assessments, Biosystems Engineering, Volume 158, 51-63.
- Lusch, D. P.; Hudson W. D. (1999): Introduction to Environmental Remote Sensing, Center for Remote Sensing and GIS, Michigan State University.
- Lvovich V. F. (2012): Impedance Spectroscopy: Applications to Electrochemical and Dielectric Phenomena, John Wiley & Sons.

- Ma, B. L.; Morrison, M. J.; Dwyer L. M. (1996): Canopy Light Reflectance and Field Greenness to Assess Nitrogen Fertilization and Yield of Maize, *Agronomy Journal* 88, 915-920.
- MacIsaac, D.; Kanner, G.; Anderson, G. (1999): Basic Physics of the Incandescent Lamp (Lightbulb), *The Physics Teacher*, Vol. 37, 520.
- Mahlein, A.-K. (2010): Detection, identification, and quantification of fungal diseases of sugar beet leaves using imaging and non-imaging hyperspectral techniques, Universität Bonn, Dissertation.
- Mahlein, A.-K.; Steiner, U.; Hillnhütter, C.; Dehne, H.-W.; Oerke, E.-C. (2012): Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases, *Plant Methods*, 8.
- Marx, C.; Pastrana Pérez, J.; Hustedt, M.; Barcikowski, S.; Haferkamp, H.; Rath, T. (2012): Untersuchungen zur Absorption und Applikation von Laserstrahlung zur Unkrautbekämpfung, *Landtechnik* 67, 95–101.
- Michelsburg, M. (2014): Materialklassifikation in optischen Inspektionssystemen mithilfe hyperspektraler Daten, Karlsruher Institut für Technologie KIT, Dissertation.
- Mobasheri, M. R.; Fatemi, S. B. (2013): Leaf Equivalent Water Thickness assessment using reflectance at optimum wavelengths, *Theoretical and Experimental Plant Physiology*, 25(3), 196-202.
- Montes, J. M.; Melchinger A. E.; Reif J. C. (2007): Novel throughput phenotyping platforms in plant genetic studies. *Trends Plant Science* 12, 433–436.
- Monteith, J; Unsworth, M. (2007): *Principles of Environmental Physics*, 3rd Edition, Academic Press.
- Moschner, C. R. (2007): Methodische Untersuchungen zum Einsatz der Nahinfrarot-Spektroskopie (NIRS) zur Qualitätsbeurteilung von High-Oleic-Sonnenblumen, Universität Göttingen, Dissertation.
- Nagel, H. (2002): Thermogravimetrische Materialfeuchtebestimmung: Grundlagen und praktische Anwendungen, *Bibliothek der Technik*, Band 229, Verlag Moderne Industrie.
- Naumann, H.; Schröder, G.; Löffler-Mang, M.: *Handbuch Bauelemente der Optik* (2014): Grundlagen, Werkstoffe, Geräte, Messtechnik, 7. Auflage, Hanser Verlag.

- OceanOptics (2017): USB2000+ Data Sheet, Link: oceanoptics.com/wp-content/uploads/OEM-Data-Sheet-USB2000-.pdf, 05.12.2017.
- Omega (2012): optical interference filters, Catalog 2012, Link: www.omegafilters.com/documents/file/Omega%20Optical%202012%20Catalog.pdf, 17.11.2012.
- PCE (2017): <https://www.pce-instruments.com/english/slot/2/download/60065/moisture-analyser-manual-pce-mb-50-100-200-.pdf>, 05.12.2017.
- Peñuelas, J.; Filella, I.; Biel, C.; Serrano, L.; Savé, R. (1993): The Reflectance at the 950–970 Nm Region as an Indicator of Plant Water Status, *International Journal of Remote Sensing*, 14, 1887–1905.
- Peijun, D.; Junshi, X.; Wen, C.; Xiaoling, W. (2010): Extraction of urban impervious surface from hyperspectral remote sensing image, *IEEE, 2nd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing*.
- Peñuelas, J.; Pinol J.; Ogaya R.; Filella I. (1997): Estimation of Plant Water Concentration by the Reflectance Water Index WI (r_{900}/r_{970}), *International Journal of Remote Sensing* 18 (13), 2869-2875.
- Pfeiffer, M. (2017): Wikipedia-Artikel “Erosion (Bildverarbeitung)”, Webseite: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=5493433>, 05.12.2017.
- Qin, J. L.; Rundquist, D.; Gitelson, A.; Steele, M.; Harkins, C.; Briles, R. (2010): A non-linear model for measuring grapevine leaf thickness by means of red-edge/near-infrared spectral reflectance, *Acta Ecologica Sinica*, Volume 30, 297-303.
- Reul, C. (2015): Evaluation von Methoden zur Bildverarbeitung für Objekterkennung am Beispiel der Klassifikation von Bäumen, Universität Würzburg, Master Thesis.
- Rascher, U.; Blossfeld, S.; Fiorani; Schurr, U. (2011): Non-invasive approaches for phenotyping of enhanced performance traits in bean, *Functional Plant Biology*, 38, 968–983.
- Rath, T.; Pastrana, J. (2012): Human vs Computer: Image processing to detect overlapping plants, *Agricultural engineering (Landtechnik)*, 67(3), 172-178.
- Riaño, D.; Ustin S. L.; Usero, L.; Patricio, M. A. (2005a): Estimation of Fuel Moisture Content Using Neural Networks. 1st Proceedings of IWINAC, 489-498.

- Riaño, D.; Vaughan, P.; Zarco-Tejada, E.; Ustin, P. J. (2005b): Estimation of Fuel Moisture Content by Inversion of Radiative Transfer Models to Simulate Equivalent Water Thickness and Dry Matter Content: Analysis at Leaf and Canopy Level, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43, 819–826.
- Rickard, L. J.; Basedow, R.; Zalewski, E.; Silvergate, P.; Landers, M. (1993): HYDICE: An Airborne System for Hyperspectral Imaging,” *SPIE* 1937, 173–179.
- Roberts, D. A.; Green, R. O.; Adams, J. B. (1997): Temporal and Spatial Patterns in Vegetation and Atmospheric Properties From AVIRIS, *Remote Sensing of Environment*, 62, 223–240.
- Rock, B. N.; Vogelmann, J. E.; Williams, D. L.; Vogelmann, A. F.; Hoshizaki, T. (1986): Remote Detection of Forest Damage, *Bioscience*, 36, 439–445.
- Rouse, J. W.; Haas R. H.; Schell J. A.; Deering D. W.; Harlan J. C. (1974a): MONITORING THE VERNAL ADVANCEMENT OF RETROGRADATION (GREENWAVE EFFECT) OF NATURAL VEGETATION, Final Report, NASA/GSFC.
- Rouse, J. W; Haas, R. H.; Scheel, J. A.; Deering, D.W. (1974b): MONITORING VEGETATION SYSTEMS IN THE GREAT PLAINS WITH ERTS, Proceedings of 3rd Earth Resource Technology Satellite (ERTS) Symposium, Vol. 1, 48-62.
- Ruckelshausen, A.; Biber, P.; Dorna, M.; Gremmes, H.; Klose, R.; Linz, A.; Rahe, F.; Resch, R.; Thiel, M.; Trautz, D.; Weiss, U. (2009): BoniRob – an autonomous field robot platform for individual plant phenotyping, *Proceedings of the 7th European Conference on Precision Agriculture*, Wageningen Academic Publishers, 841-847.
- Ruckelshausen, A. (2014): Neue Sensorentwicklungen – ein technischer Blick auf Pflanzen, Sensoren und Daten, *Journal für Kulturpflanzen*, 66(2), 73–79.
- Sadeghi-Tehran, P.; Sabermanesh, H.; Virlet, N.; Hawkesford, M. J. (2017): Automated Method to Determine Two Critical Growth Stages of Wheat: Heading and Flowering, *Frontiers in Plant Science*, Volume 8, Article 252.
- Saleh, B. E. A.; Teich, M. C. (2008): *Grundlagen der Photonik*, 2. Auflage, VILEY-VCH.
- Savitzky, A.; Golay, M. J. E. (1964): Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures, *Anal. Chem.*, Vol. 36, 1627–1639.
- Schmidt, R., Bancroft, I. (2011): *Genetics and Genomics of the Brassicaceae*, Springer Verlag.

- Scholz, C.; Strothmann, W.; Lankenau, F.; Schmunkamp, D.; Sellmann, F.; Ruckelshausen, A. (2017): Sensorteststand zur Evaluierung bildgebender Sensoren mit dynamisch-reproduzierbaren Störgrößen, Bornimer Agrartechnische Berichte, Heft 93, 64-74.
- Schröder, G. (1990): Technische Optik - Grundlagen und Anwendungen, 7. Auflage, Vogel-Buchverlag.
- Seelig, H.-D. (2005): THE ASSESSMENT OF WATER DEFICIT STRESS IN PLANTS USING OPTICAL MEASUREMENT METHODS, University of Colorado, Dissertation.
- Seelig, H.-D.; Hoehn, A.; Stodieck, L. S.; Klaus, D. M.; Adams III, W. W.; Emery, W. J. (2009): Plant water parameters and the remote sensing R_{1300}/R_{1450} leaf water index: Controlled condition dynamics during the development of water deficit stress, Springer-Verlag, Irrigation Science 27, 357-365.
- Selbeck, J.; Dworak, V.; Hoffmann, M.; Dammer, K.-H. (2014): Vegetation detection in agricultural applications with a single-chip camera, Landtechnik 69(3), 114-118.
- Shanahan, J. F.; Schepers, J. S.; Francis, D. D.; Varvel, G. E.; Wilhelm, W.; Tringe, J. M.; Schlemmer, M. R.; Major, D. J. (2001): Use of Remote-Sensing Imagery to Estimate Corn Grain Yield. Agronomy Journal, 93, 583-589.
- Shaw, G. A.; Burke, H. K. (2003): Spectral Imaging for Remote Sensing, Lincoln Laboratory Journal, 14(1), 3-28.
- Shen, Y.; Shi, R.; Niu, Z.; Yan, C. (2005): Estimation Models for Vegetation Water Content at both Leaf and Canopy Levels, Proceedings of Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, IEEE International, 1387-1389.
- Serrano, L.; Ustin, S. L.; Roberts, D. A.; Gamon, J. A.; Peñuelas, J. (2000): Deriving Water Content of Chaparral Vegetation from AVIRIS Data, Remote Sensing of Environment, 74(3), 570-581.
- Sgouros, A. (2008): Hyperspectral Imaging and Spectral Classification Algorithms in Plant Pathology, Technical University of Crete, Dissertation.
- Sima, A. A.; Baeck, P.; Nuyts, D.; Delalieux S.; Livens, S.; Blommaert J.; Delauré, B.; Boonen, M. (2016): COMPACT HYPERSPECTRAL IMAGING SYSTEM (COSI) FOR SMALL REMOTELY PILOTED AIRCRAFT SYSTEMS (RPAS) – SYSTEM OVERVIEW AND FIRST PERFORMANCE EVALUATION RESULTS, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLI-B1, XXIII ISPRS Congress, 1157-1164.

- Sims, D. A.; Gamon J. A. (2003): Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: A comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features, *Remote Sensing of Environment* 84, 526-537.
- Skrabal, P. M. (2009): *Spektroskopie: Eine methodenübergreifende Darstellung vom UV-bis zum NMR*, 1. Auflage, VDF Hochschulverlag AG Zürich.
- Sinha, N.; Hake, S.; Freeling, M. (1993): 2 Genetic and Molecular Analysis of Leaf Development, *Current Topics Developmental Biology*, 28, 47-80.
- Smolyar, N. (2003): *Bildgebende Spektroskopie an Pflanzenblättern*, Universität Heidelberg, Dissertation.
- Solari, F.; Shanahan, J. F.; Ferguson, R. B.; Schepers, J. S.; Gitelson, A. A. (2008): Active Sensor Reflectance Measurements of Corn Nitrogen Status and Yield Potential. *Agronomy Journal*, 100, 571-579.
- Stockl, A.; Lichti, F. (2017): Nah-Infrarot Spektroskopie (NIRS) als Monitoringtool für den Biogasprozess, 37. GIL-Jahrestagung, 145-147.
- Strachan, I. B.; Pattey E.; Boisvert J. B. (2002): Impact of nitrogen and environmental conditions on corn as detected by hyperspectral reflectance, *Remote Sensing of Environment* 80(2), 213-224.
- Strasburger, E.; Noll, F., Schenk, H; Schimper, A. F. W. (2008): *Lehrbuch der Botanik*, 36. Auflage, Springer Verlag.
- Strothmann, W. (2016): *Multi-wavelength laser line profile sensing for agricultural applications*, Universität Osnabrück, Dissertation.
- Sun, D. (2010): *Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control*, 1. Auflage, Elsevier Verlag.
- Taiz, L.; Zeiger, E. (1999): *Physiologie der Pflanzen*, 1. Auflage, Spektrum Akademischer Verlag.
- Tec5 (2017): PGS Family Plane Grating Spectrometer from ZEISS, Datenblatt, Link: www.tec5.com/adbimage/1085/asset-original/9001-zeiss-pgs-tec5-spectral-sensors.pdf, 05.12.2017.
- Tetyuev, A. (2009): *Bodenartunabhängige Bodenfeuchtemessung mittels Impedanzspektroskopie*, Universität Chemnitz, Dr. Hut Verlag, Dissertation.

- Thiel, M.; Rath, T.; Ruckelshausen, A. (2010): Plant moisture measurement in field trials based on NIR spectral imaging – a feasibility study, 2nd International Workshop on Image Analysis in Agriculture, 16-29.
- Thiel, M.; Rath, T.; Ruckelshausen, A. (2012): Messung von Feuchtigkeitsvariationen bei Pflanzenblättern am Beispiel von Brokkoli auf Basis eines NIR Hyperspectral Imaging Systems, Bornimer Agrartechnische Berichte, 78, 48-63.
- Thomas, E. (2006): Feldversuchswesen, 1. Auflage, Eugen Ulmer Verlag Stuttgart.
- Tillmann, P. (2000): Kalibrationsentwicklung für NIRS-Geräte. Eine Einführung, Cuvillier Verlag, Dissertation.
- Ullah, S.; Skidmore, A. K.; Ramoelo, A.; Groen, T. A.; Naeem, M.; Ali, A. (2014): Retrieval of leaf water content spanning the visible to thermal infrared spectra, ISPRS Journal Photogramm, Remote Sensing, 93, 56–64.
- Ustin, S. L.; Roberts, D. A.; Jacquemoud, S.; Pinzón, J.; Gardner, M.; Scheer, G.; Castañeda, C. M.; Palacios-Orueta, A. (1998): Estimating Canopy Water Content of Chaparral Shrubs Using Optical Methods, Remote Sensing of Environment, 65(3), 280–291.
- Ustin, S. L.; Darling, D.; Kefauver, S.; Greenberg, J.; Cheng, Y.-B.; Whiting, M. L. (2004): Remotely sensed estimates of crop water demand, Proceeding of SPIE -The International Symposium on Optical Science and Technology, 5544, 230-240.
- Vane, G. (1987): First Results from the Airborne Visible/infrared Imaging Spectrometer Aviris, Proceedings of SPIE, Vol. 834.
- Wang, J.; Xu, R.; Yang, S. (2009): Estimation of plant water content by spectral absorption features centered at 1450 nm and 1940 nm regions, Environ Monit Assess 157, Springer Science + Business Media B.V., 459-469.
- Weiss, U.; Biber, P. (2009): Plant Detection and Mapping for Agricultural Robots using a 3D-lidar Sensor, Proceedings of the 4th European Conference on Mobile Robots, 205-210.
- Weiß, C. (2008): Monitoring Large Conservation Areas with Imaging Spectroscopy: Combining Discrete and Non-discrete Approaches, Universität München, Dissertation.
- Wintermans, J. F. G. M. (1965); De Mots, A.: Spectrophotometric characteristics of chlorophylls a and b and their pheophytins in ethanol, Biochimica et Biophysica Acta (BBA), Volume 109(2), 448-453.

- Wold, H. (1974): Causal flows with latent variables: Partings of the ways in the light of NIPALS modelling, *European Economic Review*, Vol. 5, 67-86.
- Workman, J. Jr.; Weyer, L. (2008): *Practical Guide to Interpretive Near-Infrared Spectroscopy*, 1st Edition, CRC Press Taylor & Francis Group.
- Wu, C.; Niu, Z.; Tang, Q.; Huang, H. (2009): Predicting vegetation content in wheat using normalized difference water indices derived from ground measurements, *Journal of Plant Research*, Vol. 122, S. 317-326.
- Wunder, E.; Thiel, M.; Möller, K.; Ruckelshausen, A. (2013): Spectral Imaging basierte Feuchtigkeitsbestimmung von Triticale zur Biomassebestimmung in Feldversuchen, *Bornimer Agrartechnische Berichte*, Heft 81, 266-277.
- Wunder, E.; Kielhorn, A.; Klose, R.; Thiel, M.; Ruckelshausen, A. (2012): GIS- und Sensortechnologien zur einzelpflanzenbezogenen Landwirtschaft, *Landtechnik* 67, 37-41.
- Zarco-Tejada, P. J.; Rueda, C. A.; Ustin, S. L. (2003): Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods, *Remote Sensing of Environment*, 85(1), 109-124.
- Zhang, L.; Zhou, Z.; Zhang, G.; Meng, Y.; Chen, B.; Wang, Y. (2012): Monitoring the leaf water content and specific leaf weight of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in saline soil using leaf spectral reflectance. *European Journal of Agronomy* 41, 103-117.
- Zhang, X.; Liu, F.; He, Y.; Gong, X. (2013): Detecting macronutrients content and distribution in oilseed rape leaves based on hyperspectral imaging, *Biosyst. Eng.* 115, 56-65.
- Zhao, Y.-R.; Li, X.; Yu, K.-Q.; Cheng, F.; He, Y. (2015): Hyperspectral Imaging for Determining Pigment Contents in Cucumber Leaves in Response to Angular Leaf Spot Disease, *Scientific Reports* 6, Article 27790.
- Zhu, X.; Wang, T.; Darvishzadeh, R.; Skidmore, A. K.; Niemann, K. O. (2015): 3D leaf water content mapping using terrestrial laser scanner backscatter intensity with radiometric correction, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 110, S. 14-23.

CURRICULUM VITAE

Persönliche Daten

Name	Marius Thiel
Geburtsdatum	30. Januar 1980
Geburtsort	Osnabrück

Akademischer Werdegang

09/2000 – 08/2004	Studium: Fahrzeugtechnik, HS Osnabrück Studienschwerpunkt: Antriebe und Fahrwerke Abschluss: Diplom-Ingenieur (FH) Diplomarbeit: Entwicklung und Erprobung eines Bodyscanning Systems
09/2004 – 05/2006	Studium: Mechatronic Systems Engineering, HS Osnabrück Abschluss: Master of Sciences Masterarbeit: Entwicklung eines autonomen Fahrzeugmoduls für die Landwirtschaft

Beruflicher Werdegang

07/2006 – 08/2013	Hochschule Osnabrück Wissenschaftlicher Mitarbeiter, Labor für Mikro- und Optoelektronik Themenbereiche: Feldrobotik/ Agrarsensorik
09/2013 – 02/2014	Windmüller & Hölscher KG Abteilung Qualitätsmanagement / Produktsicherheit Themenbereich: Produktsicherheit von Druck-, Papierverarbeitungs- und Folienextrusions-Anlagen
03/2014 –	iNOEX GmbH Abteilung Forschung & Entwicklung Themenbereich: Mess- & Automatisierungstechnik für die Kunststoffextrusion

Publikationen

Ruckelshausen, A.; Klose, R.; Linz, A.; Marquering, J.; Thiel, M.; Tölke, S. (2006): Autonomous robots for weed control, *Journal of Plant Diseases and Protection*, 173-180.

Klose, R.; Klever, J.; Linz, A.; Niehaus, W.; Ruckelshausen, A.; Thiel, M.; Urta Saco, M.; Wegner, K-U. (2007): Sensor fusion based navigation of the autonomous field robot Maizerati, *Bornimer Agrartechnische Berichte*, 60, 56-62.

Niehaus, W.; Urta Saco, M.; Wegner, K-U.; Linz, A.; Ruckelshausen, A.; Thiel, M., Marquering, J.; Pfisterer, T.; Scheufler, B. (2007): Autonomation of the self propelled mower Profihopper based on intelligent landmarks, *65th International Conference Agricultural Engineering/ AgEng*, 185-190.

Klose, R.; Ruckelshausen, A.; Thiel, M.; Marquering, J. (2008): Weedy – a Sensor Fusion Based Autonomous Field Robot for Selective Weed Control, *66th International Conference Agricultural Engineering/ AgEng*, 167-172.

Ruckelshausen, A.; Biber, P.; Dorna, M.; Gremmes, H.; Klose, R.; Linz, A.; Rahe, F.; Resch, R.; Thiel, M.; Trautz, D.; Weiss, U. (2009): BoniRob – an autonomous field robot platform for individual plant phenotyping, *Precision Agriculture*, 9, 841-847.

Thiel, M.; Rath, T.; Ruckelshausen, A. (2010): Plant moisture measurement in field trials based on NIR spectral imaging – a feasibility study, *2nd International Workshop on Image Analysis in Agriculture*, 16-29.

Ruckelshausen, A.; Busemeyer, L.; Klose, R.; Linz, A.; Moeller, K.; Thiel, M.; Alheit, K.; Rahe, F.; Trautz, D.; Weiss, U. (2010): Sensor and system technology for individual plant crop scouting, *Proceedings ICPA*.

Rahe, F.; Heitmeyer, K.; Biber, P.; Weiss, U.; Ruckelshausen, A.; Gremmes, H.; Klose, R.; Thiel, M.; Trautz, D. (2010): First field experiments with the autonomous field scout BoniRob, *Proceedings 68th International Conference Agricultural Engineering*, 419-424.

Busemeyer, L.; Klose, R.; Linz, A.; Thiel, M.; Wunder, E.; Tilneac, M.; Ruckelshausen, A. (2010): Agro-sensor systems for outdoor plant phenotyping platforms in low and high density crop field plots, *68th Proceedings International Conference Agricultural Engineering*, 213-218.

Wunder, E.; Kielhorn, A.; Klose, R.; Thiel, M.; Ruckelshausen, A. (2012): GIS- und Sensortechnologien zur einzelpflanzenbezogenen Landwirtschaft, *Landtechnik* 67, 37-41.

Thiel, M.; Rath, T.; Ruckelshausen, A. (2012): Messung von Feuchtigkeitsvariationen bei Pflanzenblättern am Beispiel von Brokkoli auf Basis eines NIR Hyperspectral Imaging Systems, Bornimer Agrartechnische Berichte, 78, 48-63.

Wunder, E.; Thiel, M.; Möller, K.; Ruckelshausen, A. (2013): Spectral Imaging basierte Feuchtigkeitsbestimmung von Triticale zur Biomassebestimmung in Feldversuchen, Bornimer Agrartechnische Berichte, Heft 81, 266-277.