



TUM School of Life Sciences

Analyse der Eignung eines bildgebenden Hyperspektralsensors für die Bonitur von Feldversuchsanlagen

Jan Oehlschläger

Vollständiger Abdruck der von der TUM School of Life Sciences der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Agrarwissenschaften (Dr. agr.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Prof. Dr. Gerd Patrick Bienert

Prüfende der Dissertation:

1. Prof. Dr. Urs Schmidhalter
2. Prof. Dr. Kurt-Jürgen Hülsbergen
3. Prof. Dr. Patrick Ole Noack

Die Dissertation wurde am 10.03.2022 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die TUM School of Life Sciences am 21.09.2022 angenommen.

Danksagung

Die vorliegende Dissertation durfte ich parallel zu meiner beruflichen Tätigkeit im Fachbereich Versuchswesen Pflanze der Landwirtschaftskammer Niedersachsen anfertigen. Mein Dank gilt an dieser Stelle zunächst Herrn Dr. Jürgen Kauke, der zu Beginn des Promotionsverfahrens erste wichtige organisatorische Fragen klärte und mir auf diese Weise maßgeblich den Weg ebnete. Der Landwirtschaftskammer Niedersachsen danke ich, dass ich die bestehende technische Ausstattung nutzen, die angelegten Feldversuche befliegen und die daraus entstandenen Daten für die Anfertigung meiner Arbeit verwenden durfte.

Bedanken möchte ich mich zudem bei meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr. Urs Schmidhalter für die stetige und einfühlsame Betreuung und die kritische Durchsicht meiner Entwürfe. Auch meinem Mentor und Drittprüfer Herrn Prof. Dr. Patrick Ole Noack danke ich von Herzen für die stete Gesprächsbereitschaft, die kritischen, prägenden Anmerkungen und die angenehme Betreuung.

Herrn Prof. Dr. Gerd Patrick Bienert danke ich für die Übernahme des Vorsitzes der Prüfungskommission und Herrn Prof. Dr. Kurt-Jürgen Hülsbergen für die Übernahme der Rolle als Zweitprüfer.

Die Anfertigung einer Dissertation neben der beruflichen Tätigkeit und als junger Familienvater erfordert neben einer gehörigen Portion Selbstdisziplin einen starken familiären Rückhalt. Auf diesen konnte ich zu jeder Zeit bauen. Ich danke meinen Eltern für ihre permanente Unterstützung und die vielen tollen Möglichkeiten, die sie mir immer wieder eröffnen. Mein größter Dank gilt meiner Frau Janina, die mich in all den schweren und mit Selbstzweifeln und schlechter Laune verbundenen Zeiten unterstützt und immer wieder aufgebaut hat. Ohne ihre Hilfe und ihren Zuspruch wäre mir die Anfertigung dieser Dissertation bedeutend schwerer gefallen.

Neustadt am Rübenberge im März 2022

Jan Oehlschläger

Gliederungsüberblick

Inhaltsverzeichnis	II
Abbildungsverzeichnis	VI
Tabellenverzeichnis.....	XIX
1 Einleitung.....	1
2 Forschungsstand der fernerkundungsbasierten Hochdurchsatzphänotypisierung	10
3 Material und Methoden	43
4 Ergebnisse.....	67
5 Diskussion	143
6 Zusammenfassung	182
7 Summary.....	187
8 Literaturverzeichnis	192

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	VI
------------------------------------	-----------

Tabellenverzeichnis	XIX
----------------------------------	------------

1 Einleitung	1
---------------------------	----------

1.1. Feldversuche als bedeutendes Element agrarwissenschaftlicher Forschung	1
---	---

1.2. Problemstellung	2
----------------------------	---

1.3. Überblick über die untersuchten Merkmale	4
---	---

1.3.1. Schätzung der Bestandesdichte (Ähren je Quadratmeter).....	5
---	---

1.3.2. Schätzung der Pflanzenlänge und der Bestandeshöhe.....	5
---	---

1.3.3. Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern	6
---	---

1.3.3.1. Gerstenbraunrost (<i>Puccinia hordei</i> L.).....	6
---	---

1.3.3.2. Gelbrost (<i>Puccinia striiformis</i> L.).....	7
--	---

1.3.3.3. Braunrost (<i>Puccinia recondita</i> f. sp. tritici)	8
--	---

1.3.3.4. Blattseptoria (<i>Mycosphaerella graminicola</i> L.; Anamorph: <i>Septoria tritici</i> L.) 8	
---	--

1.3.4. Schätzung von Parzellenerträgen	9
--	---

1.4. Aufbau der Arbeit.....	9
-----------------------------	---

2 Forschungsstand der fernerkundungsbasierten

Hochdurchsatzphänotypisierung	10
--	-----------

2.1. Grundlagen der Fernerkundung	11
---	----

2.2. Sensorsysteme.....	16
-------------------------	----

2.2.1. Auf der Blattebene messende Sensoren	16
---	----

2.2.1.1. Fotosynthesensoren	16
-----------------------------------	----

2.2.1.2. Fluoreszenzsensoren	17
------------------------------------	----

2.2.2. Auf der Nahbestandsebene messende Sensoren	17
---	----

2.2.2.1. Stereokameras.....	17
-----------------------------	----

2.2.2.2. LIDAR	18
----------------------	----

2.2.3. Aus der Luft messende Sensoren.....	19
--	----

2.2.3.1.	Thermalkameras	19
2.2.3.2.	RGB-Kameras.....	19
2.2.3.3.	Multi- und Hyperspektralsensoren	20
2.3.	Plattformen	22
2.3.1.	Bodenplattformen	23
2.3.1.1.	Stationäre und mobile Phänotypisierungsmasten.....	23
2.3.1.2.	Mobile Plattformen	24
2.3.1.3.	Stationäre Plattformen.....	25
2.3.2.	Luftplattformen	25
2.3.2.1.	Unbemannte Luftfahrzeuge	25
2.3.2.2.	Bemannte Luftfahrzeuge	26
2.3.2.3.	Satellitenplattformen	27
2.4.	Anwendungsfelder.....	28
2.4.1.	Kartierung von Nutzpflanzenbeständen	29
2.4.2.	Analyse von Wachstumszuständen.....	31
2.4.3.	Ertragsschätzung.....	39
3	Material und Methoden.....	43
3.1.	Technische Ausstattung Drohne.....	43
3.2.	Versuchsdesign	44
3.3.	Prozesskette zur Generierung statistisch verwertbaren Datenmaterials	46
3.3.1.	Anlage der Feldversuche im Datenbanksystem piaf.....	46
3.3.2.	Planung und Anlage der Versuche in einem geografischen Informationssystem	48
3.3.3.	Planung der Flugroute.....	49
3.3.4.	Einmessen von Ground Control Points (GCPs)	51
3.3.5.	Kalibrierung des Hyperspektralsensors.....	52
3.3.6.	Digitale Bildverarbeitung.....	52
3.3.7.	Ausgabe von Rasterstatistiken.....	53

3.4.	Informationen über die Datensätze.....	53
3.5.	Erfassung und Verteilung der Referenzwerte	54
3.5.1.	Ermittlung der Bestandesdichte	54
3.5.2.	Ermittlung der Pflanzenlänge bzw. der Bestandeshöhe	55
3.5.3.	Pilzliche Schaderreger	56
3.5.4.	Generierung von Ertragsdaten	60
3.6.	Statistik.....	62
3.6.1.	Explorative Analyse der Datensätze.....	62
3.6.2.	Multivariate Regressionsanalyse der Boniturmerkmale.....	63
3.6.2.1.	Kalibrierung.....	64
3.6.2.2.	Validierung.....	65
3.6.2.3.	Vorhersage unbekannter Daten	65
3.6.3.	Berechnung von Vegetationsindices	66
4	Ergebnisse	67
4.1.	Explorative Analyse des Datensatzes in Wintergerste (<i>Hordeum vulgare</i> L.) 67	
4.1.1.	Schätzung der Bestandeshöhen.....	72
4.1.2.	Schätzung des Zwergrostbefalls (<i>Puccinia hordei</i> L.).....	78
4.1.3.	Schätzung von Parzellenerträgen.....	84
4.2.	Explorative Analyse des Datensatzes in Winterweizen (<i>Triticum aestivum</i> L.) 90	
4.2.1.	Schätzung der Bestandesdichte	95
4.2.2.	Schätzung der Pflanzenlängen	101
4.2.3.	Schätzung des Befalls mit der Pilzkrankheit Gelbrost	107
4.2.4.	Schätzung des Befalls mit der Pilzkrankheit Braunrost	112
4.2.5.	Schätzung des Befalls mit der Pilzkrankheit Blattseptoria	117
4.2.6.	Schätzung von Parzellenerträgen.....	122
4.3.	Explorative Analyse des Datensatzes in Winterraps (<i>Brassica napus</i> L.)..	129

4.3.1.	Schätzung von Parzellenerträgen.....	136
5	Diskussion	143
5.1.	Interpretation der Resultate der explorativen Analysen der Datensätze....	143
5.2.	Schätzung der Bestandeshöhen und der Pflanzenlängen.....	147
5.2.1.	Interpretation der gewonnenen Resultate.....	147
5.2.2.	Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext	151
5.2.3.	Empfehlungen für künftige Forschungsansätze	153
5.3.	Schätzung der Bestandesdichte.....	155
5.3.1.	Interpretation der gewonnenen Resultate.....	155
5.3.2.	Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext	156
5.3.3.	Empfehlungen für künftige Forschungsansätze	159
5.4.	Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern	160
5.4.1.	Interpretation der gewonnenen Resultate.....	160
5.4.2.	Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext	165
5.4.3.	Empfehlungen für künftige Forschungsansätze	170
5.5.	Ertragsschätzung.....	173
5.5.1.	Interpretation der gewonnenen Resultate.....	173
5.5.2.	Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext	178
5.5.3.	Empfehlungen für künftige Forschungsansätze	180
6	Zusammenfassung.....	182
7	Summary	187
8	Literaturverzeichnis	192

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Schadbild des Befalls mit Gerstenbraunrost (<i>Puccinia hordei</i> L.; Quelle: www.lfl.bayern.de).....	6
Abbildung 2: Schadbild des Befalls mit Gelbrost (<i>Puccinia striiformis</i> L; Quelle: www.pflanzenkrankheiten.ch).....	7
Abbildung 3: Schadbild des Befalls mit dem Pilz Braunrost (<i>Puccinia recondita</i> f.sp. tritici; Quelle: www.agrarfotodesign.de).	8
Abbildung 4: Schadbild des Befalls mit dem Pilz Blattseptoria (<i>Mycosphaella graminicola</i> , anamorph: <i>Septoria tritici</i> ; Quelle: www.isip.de).....	9
Abbildung 5: Ebenen eines Fernerkundungssystems (Quelle: ALBERTZ (2009)).	11
Abbildung 6: Spektrale Durchlässigkeit der Atmosphäre (verändert nach www.seos-project.eu).	14
Abbildung 7: Unterschiedliche Arten von Reflexion an einer Oberfläche; Darstellung der Reflexion bei schräg einfallender Strahlung. Links: Spiegelnde Reflexion. Mitte: Diffuse Reflexion. Rechts: Gemischte Reflexion (nach ALBERTZ 2009).....	14
Abbildung 8: Schematische Darstellung von Absorption und Reflexion an grünen Blättern (verändert nach COLWELL et al. (1963)).....	15
Abbildung 9: Messbereich und Auflösung von a) Multispektral- und b) Hyperspektralsensoren (verändert nach NOACK (2018)).	21
Abbildung 10: Das für die Untersuchungen verwendete unbemannte Luftfahrzeug mit verbautem bildgebendem Hyperspektralsensor (Quelle: EHRECKE, W. (2020), Landwirtschaftskammer Niedersachsen).....	43
Abbildung 11: Der in den Untersuchungen verwendete Hyperspektralsensor UHD 185 Firefly des Unternehmens Cubert GmbH (Quelle: www.bodkindesign.com).....	44
Abbildung 12: Prozesskette zur Generierung statistisch verwertbaren Datenmaterials (Quelle: Eigene Darstellung).....	46
Abbildung 13: Screenshot der Datenbanksoftware piaf des Unternehmens proPlant GmbH (Quelle: Eigene Aufnahme).	47
Abbildung 14: Ausschnitt der in piaf hinterlegten Lageplanverwaltung (Quelle: Eigene Aufnahme).....	47
Abbildung 15: Bedienoberfläche des geografischen Informationssystems MiniGIS der geo-Konzept GmbH (Quelle: Eigene Aufnahme).	49
Abbildung 16: Ausschnitt einer Flugroutenplanung mithilfe des in MiniGIS verfügbaren Flugplaners (Quelle: Eigene Aufnahme).	50
Abbildung 17: Verteilung der im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelten Anzahl Ähren je Quadratmeter.....	55

Abbildung 18: Verteilung der im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelten Pflanzenlängen.....	55
Abbildung 19: Verteilung der im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Wintergerste ermittelten Bestandeshöhen.....	56
Abbildung 20: Als Hilfestellung dienendes Schema für die Bonitur der Pilzkrankungen Zwergrost und Braunrost in den Kulturen Gerste, Weizen, Roggen und Triticale. Quelle: BUNDESSORTENAMT (2000).....	57
Abbildung 21: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Wintergerste ermittelte Verteilung des mittleren Zwergrostbefalls.....	58
Abbildung 22: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelte Verteilung des mittleren Gelbrostbefalls.....	59
Abbildung 23: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelte Verteilung des mittleren Braunrostbefalls.....	59
Abbildung 24: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelte Verteilung des mittleren Blattseptoriabefalls.....	60
Abbildung 25: Verteilung der im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs in Wintergerste ermittelten Kornerträge.....	61
Abbildung 26: Verteilung der im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelten Kornerträge.....	61
Abbildung 27: Verteilung der im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs in Winterraps ermittelten Kornerträge.....	62
Abbildung 28: Im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste hyperspektral erfasste Spektren im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm.....	67
Abbildung 29: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 6,40826, kritische Grenze der F- Residuen: 47,10833).....	68
Abbildung 30: Erklärte Varianz der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste hyperspektral erfassten Spektren nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	68
Abbildung 31: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	69
Abbildung 32: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	69

Abbildung 33: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	70
Abbildung 34: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	70
Abbildung 35: Loadings der ersten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der ersten Hauptkomponente: 88%.....	71
Abbildung 36: Loadings der zweiten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der zweiten Hauptkomponente: 11%.....	71
Abbildung 37: Beziehung zwischen den Bestandeshöhen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.....	72
Abbildung 38: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	72
Abbildung 39: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm. Die Spektren wurden nach der Bestandeshöhe ihrer jeweils zugehörigen Parzelle farblich markiert.....	73
Abbildung 40: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	73
Abbildung 41: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	74
Abbildung 42: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 12,54147, kritische Grenze der F- Residuen: 0,00975).	74
Abbildung 43: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.	75
Abbildung 44: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	75

Abbildung 45: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	76
Abbildung 46: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	76
Abbildung 47: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der händisch gemessenen Bestandeshöhen der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei fünf Hauptkomponenten.	77
Abbildung 48: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Befall mit Zwergrost und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	78
Abbildung 49: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.....	78
Abbildung 50: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm. Die Spektren wurden hinsichtlich des mittleren prozentualen Zwergrostbefalls ihrer zugehörigen Parzellen farblich markiert.	79
Abbildung 51: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.....	79
Abbildung 52: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.....	80
Abbildung 53: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 10,54916, kritische Grenze der F- Residuen: 27,65464).	80
Abbildung 54: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.	81
Abbildung 55: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.....	81
Abbildung 56: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der	

nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.....	82
Abbildung 57: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	82
Abbildung 58: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Zwergrostbefalls der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste bei Kalibrierung und Validierung bei vier Hauptkomponenten.	83
Abbildung 59: Beziehung zwischen den im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs ermittelten Parzellenerträgen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	84
Abbildung 60: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	84
Abbildung 61: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 495,5 nm bis 931,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihres Ertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	85
Abbildung 62: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	85
Abbildung 63: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 14,53211, kritische Grenze der F- Residuen: 3,08863).	86
Abbildung 64: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.	86
Abbildung 65: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	87
Abbildung 66: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 495,5 nm bis 931,5 nm.	87
Abbildung 67: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei sechs Hauptkomponenten.....	88
Abbildung 68: Im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfasste Spektren im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm.	90

Abbildung 69: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 6,27979, kritische Grenze der F- Residuen: 317,0625).	91
Abbildung 70: Erklärte Varianz der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfassten Spektren in Abhängigkeit von der Anzahl an Hauptkomponenten bei Kalibrierung und Validierung nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse.	91
Abbildung 71: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	92
Abbildung 72: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	92
Abbildung 73: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	93
Abbildung 74: Loadings der ersten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der ersten Hauptkomponente: 95 %.	93
Abbildung 75: Loadings der zweiten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der zweiten Hauptkomponente: 3 %.	94
Abbildung 76: Beziehung zwischen der Anzahl Ähren je Quadratmeter und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	95
Abbildung 77: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen.	95
Abbildung 78: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen.....	96
Abbildung 79: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen.	96

Abbildung 80: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 3,96623, kritische Grenze der F- Residuen: 0,02947).	97
Abbildung 81: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 106 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 3,96865, kritische Grenze der F- Residuen: 0,02523).	98
Abbildung 82: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.	98
Abbildung 83: Scoreplot der 107 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.	99
Abbildung 84: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	99
Abbildung 85: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der gezählten Anzahl Ähren je Quadratmeter der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei einer Hauptkomponente.	100
Abbildung 86: Beziehung zwischen den gemessenen Pflanzenlängen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	101
Abbildung 87: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach ihren Pflanzenlängen in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	101
Abbildung 88: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihrer Pflanzenlänge in drei Gruppen unterteilten Parzellen.	102
Abbildung 89: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	102
Abbildung 90: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 13,90388, kritische Grenze der F- Residuen: 113,2474).	103
Abbildung 91: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.	103

Abbildung 92: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.	104
Abbildung 93: Scoreplot der dritten und vierten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.	104
Abbildung 94: Scoreplot der fünften und sechsten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.	105
Abbildung 95: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	105
Abbildung 96: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der händisch gemessenen Pflanzenlängen der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung mit sechs Hauptkomponenten.	106
Abbildung 97: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Gelbrostbefall und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	107
Abbildung 98: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	107
Abbildung 99: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	108
Abbildung 100: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	108
Abbildung 101: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 6,2826, kritische Grenze der F- Residuen: 260,3266).	109
Abbildung 102: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.	109
Abbildung 103: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.	110
Abbildung 104: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	110
Abbildung 105: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Gelbrostbefalls der Parzellen des	

Landessortenversuchs in Winterweizen bei Kalibrierung und Validierung bei zwei Hauptkomponenten.	111
Abbildung 106: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Braunrostbefall und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	112
Abbildung 107: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	112
Abbildung 108: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	113
Abbildung 109: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	113
Abbildung 110: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 3,96623, kritische Grenze der F- Residuen: 378,2126).	114
Abbildung 111: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.	114
Abbildung 112: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.	115
Abbildung 113: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	115
Abbildung 114: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Braunrostbefalls der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen bei Kalibrierung und Validierung bei einer Hauptkomponente.	116
Abbildung 115: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Befall mit Blattseptoria und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	117
Abbildung 116: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	117
Abbildung 117: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	118
Abbildung 118: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den geglätteten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	118

Abbildung 119: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 6,27979, kritische Grenze der F- Residuen: 332,515).	119
Abbildung 120: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.....	119
Abbildung 121: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.....	120
Abbildung 122: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	120
Abbildung 123: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria bei Kalibrierung und Validierung bei zwei Hauptkomponenten.....	121
Abbildung 124: Beziehung zwischen den Parzellenerträgen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.....	122
Abbildung 125: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente unter Hervorhebung der hinsichtlich ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	122
Abbildung 126: Scoreplot der dritten und vierten Hauptkomponente unter Hervorhebung der hinsichtlich ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	123
Abbildung 127: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 495,5 nm bis 931,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihres Ertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	123
Abbildung 128: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	124
Abbildung 129: Scoreplot der dritten und vierten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	124
Abbildung 130: Scoreplot der fünften und sechsten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.....	125

Abbildung 131: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 14,53211, kritische Grenze der F- Residuen: 3,08863).	125
Abbildung 132: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.....	126
Abbildung 133: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.	126
Abbildung 134: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.	127
Abbildung 135: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornträge der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei einer Hauptkomponente.	127
Abbildung 136: Im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps hyperspektral erfasste Spektren im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm.	129
Abbildung 137: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 99 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterraps (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 8,35039, kritische Grenze der F- Residuen: 113,3013).	130
Abbildung 138: Erklärte Varianz der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps hyperspektral erfassten Spektren in Abhängigkeit von der Anzahl an Hauptkomponenten bei Kalibrierung und Validierung nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse.	130
Abbildung 139: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Wiederholungen.	131
Abbildung 140: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Wiederholungen.	131
Abbildung 141: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Behandlungsstufen.....	132
Abbildung 142: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Behandlungsstufe.....	132

Abbildung 143: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Parzellen nach ihrer Sortenbezeichnung.	133
Abbildung 144: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Parzellen nach ihrer Sortenbezeichnung.	133
Abbildung 145: Loadings der ersten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der ersten Hauptkomponente: 85 %.	134
Abbildung 146: Loadings der zweiten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der zweiten Hauptkomponente: 13 %.	134
Abbildung 147: Loadings der dritten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der dritten Hauptkomponente: 1 %..	135
Abbildung 148: Beziehung zwischen den im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs ermittelten Parzellenerträgen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.	136
Abbildung 149: Scoreplot der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.	136
Abbildung 150: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 475,5 nm bis 947,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihres Ertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.....	137
Abbildung 151: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Kornerträge der Parzellen.	137
Abbildung 152: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 99 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterraps (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 3,97789, kritische Grenze der F- Residuen: 0,03107).	138
Abbildung 153: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 98 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterraps (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 3,97932, kritische Grenze der F- Residuen: 0,03053).	139

Abbildung 154: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.....	140
Abbildung 155: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 98 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach Berechnung einer PLS-Regression.	140
Abbildung 156: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 475,5 nm bis 947,5 nm.	141
Abbildung 157: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterraps im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei einer Hauptkomponente.	141

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Gemäß den vom Bundessortenamt herausgegebenen Richtlinien bei der Bonitur von Pilzkrankheiten in Getreide zu vergebene Boniturnoten.....	57
Tabelle 2: Für die Analyse des Zusammenhangs mit den mithilfe des Parzellenmähdreschers generierten Parzellenerträgen verwendete Vegetationsindices	66
Tabelle 3: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle	77
Tabelle 4: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.	83
Tabelle 5: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle	88
Tabelle 6: Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge der Wintergerste bei 86% TS und ausgewählter Vegetationsindices	89
Tabelle 7: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.	100
Tabelle 8: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle	106
Tabelle 9: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle	111
Tabelle 10: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.	116
Tabelle 11: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.	121
Tabelle 12: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle	128
Tabelle 13: Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge des Winterweizens bei 86% TS und ausgewählter Vegetationsindices	128
Tabelle 14: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.	142
Tabelle 15: Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge des Winterrapses bei 91% TS und ausgewählter Vegetationsindices	142

1 Einleitung

1.1. Feldversuche als bedeutendes Element agrarwissenschaftlicher Forschung

Die hinreichende Versorgung der Weltbevölkerung mit pflanzlichen Erzeugnissen stellt eine zentrale Herausforderung für die Landwirtschaft des 21. Jahrhunderts dar. Experten schätzen, dass sich die Nachfrage nach pflanzlichen Erzeugnissen in der ersten Hälfte des 21. Jahrhunderts in etwa verdoppeln wird (BECKER 2011). Diese Entwicklung begründet sich nach RAY et al. (2013) in der raschen Zunahme der Weltbevölkerung, der Zunahme des Wohlstandes und des damit einhergehenden Wandels in den Essgewohnheiten hin zu steigendem Verzehr tierischer Produkte sowie im steigenden Verbrauch von Biokraftstoffen.

Um dieser Herausforderung zu begegnen wird die Intensivierung der Landwirtschaft in Form einer kontinuierlichen Steigerung der Flächenerträge als unausweichliche und zugleich effizienteste Methode angesehen (GODFRAY et al. 2010; HALLMANN et al. 2009). RAY et al. (2013) prognostizieren, dass die globale landwirtschaftliche Produktion bis zum Jahr 2050 um 60 bis 110 % gesteigert werden muss, um die künftige Nachfrage nach pflanzlichen Erzeugnissen in ausreichendem Maße decken zu können. Die für die Landwirtschaft nutzbaren natürlichen Ressourcen sind jedoch lediglich in begrenztem Umfang verfügbar und nicht vermehrbar. Neben der Intensivierung der Produktion wird daher weiteren Aspekten wie der Sicherung der Nahrungsmittelqualität und der umweltgerechten Weise der landwirtschaftlichen Erzeugung eine hohe Bedeutung beigemessen (DIEPENBROCK et al. 2009).

Kontinuierlicher agrarwissenschaftlicher Forschung ist es zu verdanken, dass auf Ebene des Acker- und Pflanzenbaus bedeutende Fortschritte erzielt werden konnten, die einen Spagat zwischen Anbauintensivierung, Qualitätssicherung und Ressourcenschutz ermöglichen. Zu nennen sind an dieser Stelle beispielsweise die Entwicklung standortangepasster Fruchtfolgen, an die jeweiligen Standortverhältnisse angepasste, speziell entwickelte Maschinen und Geräte zur Bodenbearbeitung sowie die Effizienzsteigerung in den Bereichen der mineralischen und der organischen Düngung, beim Pflanzenschutzmitteleinsatz im Rahmen des integrierten Pflanzenschutzes und im Bereich der Bewässerung. Einen bedeutenden Beitrag leistet auch die Pflanzenzüchtung. Deren künftige Aufgabe ist es, neue Sorten mit möglichst hohem Ertragspotenzial hervorzubringen, die zugleich komplexere Anforderungen an die Qualität erfüllen, weniger anfällig gegenüber Krankheiten sind und eine hohe Widerstandskraft gegen Umwelteinflüsse aufweisen (DIEPENBROCK et al. 2009; BECKER 2011).

Aufgrund dieser Komplexität der Zusammenhänge im Acker- und Pflanzenbau und den sich stetig wandelnden Gegebenheiten, beispielsweise durch den landwirtschaftlichen Strukturwandel und neue Restriktionen von politischer Seite, gewinnt die Beratung landwirtschaftlicher Betriebe zunehmend an Bedeutung (THOMAS 2007). Die Grundlage einer jeden qualifizierten Beratung bilden repräsentative, präzise gewonnene und belastbare Versuchsergebnisse (GRAF et al. 2009). Aus diesem Grunde werden landwirtschaftliche Feldversuche in Deutschland von diversen Unternehmen, Organisationen und Behörden mit den unterschiedlichsten Absichten angelegt. Industrieunternehmen der Agrarwirtschaft beispielsweise legen eigene Versuche an bzw. geben Versuche bei externen Unternehmen und/ oder Behörden in Auftrag, um die von ihnen entwickelten Produkte zu testen und wichtige Erkenntnisse für weitere Produktionsprozesse gewinnen zu können. Organe der staatlichen Officialberatung führen Versuche durch, die von Industrieunternehmen in Auftrag gegeben wurden, die aufgrund einer gesetzlichen Verankerung hoheitlichen Charakter aufweisen (beispielsweise im Bereich des Sortenwesens oder des Pflanzenschutzes) und/ oder die ohne externen Auftrag bzw. Gesetzesgrundlage angelegt werden und zum eigenen Erkenntnisgewinn beitragen (bspw. im Bereich der Düngung). Gleiches gilt für die Landwirtschaftskammern, sofern sie im jeweiligen Bundesland mit der Beratung betraut sind. Zu guter Letzt seien an dieser Stelle Universitäten und Forschungsinstitute genannt, die mit den von ihnen angelegten Versuchen zum Teil sehr spezifische Fragestellungen bearbeiten.

1.2. Problemstellung

Im Zeitraum von deren Anlage bis nach deren Beerntung werden landwirtschaftliche Feldversuche in der Regel mehrmals auf unterschiedliche Merkmale bonitiert. Die Ergebnisse dieser Bonituren bilden einen zentralen Baustein der späteren Auswertung der jeweiligen Versuchsanlage. Die Anzahl der zu bonitierenden Parameter hängt dabei in entscheidendem Maße von der jeweiligen Fragestellung des Feldversuches ab. In Sortenversuchen beispielsweise werden vorwiegend Parameter bonitiert, die eine Unterscheidbarkeit der Sorten untereinander ermöglichen und somit eine Empfehlung bestimmter Sorten für den praktischen Anbau zulassen. Dies können die Pflanzenlänge, die Bestandesdichte, der Widerstandsgrad gegenüber einem Befall mit bestimmten pilzlichen Schaderregern, die Lagerneigung und/ oder die Beurteilung der Entwicklung der jeweiligen Sorte im Vegetationsverlauf sein. In Pflanzenschutzversuchen stehen der Befallsgrad mit dem jeweiligen Unkraut, Ungras, tierischen Schädling, Virus und/ oder der jeweiligen Pilzerkrankung sowie Bonituren der grünen Blattfläche und somit der Vitalität der Pflanze im Vordergrund. In amtlichen Sortenprüfungen, die die Voraussetzungen für die Erteilung des Sortenschutzes oder die Sortenzulassung prüfen, gibt das Bundessortenamt als selbstständige Bundesoberbehörde im Geschäftsbereich des Bundesministeriums für Ernährung und Landwirtschaft in Richtlinienkatalogen vor, welche Parameter in den jeweiligen

Prüfungen bonitiert werden müssen und in welcher Art und Weise die jeweilige Bonitur durchzuführen ist.

Bestimmte Merkmale lassen sich verhältnismäßig schnell und mit verhältnismäßig geringem Aufwand bonitieren. Als Beispiele seien an dieser Stelle die Pflanzenlänge oder die Anzahl aufgelaufener Pflanzen in Reihenkulturen wie Zuckerrübe oder Mais genannt. Die Bonitur anderer Merkmale hingegen ist unter Umständen mit hohem zeitlichem und personellem Aufwand verbunden und erfordert gegebenenfalls eine besonders konzentrierte Arbeitsweise, Selbstdisziplin und einen reichen Erfahrungsschatz. Dies ist beispielsweise bei der Bonitur der Ausprägung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern der Fall. Hier wird mitunter vorausgesetzt, dass mehrere pilzliche Schaderreger auf ein und derselben Pflanze zuverlässig unterschieden werden können. Problematisch ist weiterhin, dass sich Boniturergebnisse, die von verschiedenen Personen in Bezug auf ein und dasselbe Merkmal innerhalb eines Versuches erhoben wurden, nur in recht seltenen Fällen vollständig decken. Folglich führt dies vereinzelt zu Problemen bei der späteren Auswertung und Interpretation der Versuchsergebnisse. Aus den genannten Gründen wäre es ein bedeutender Zugewinn für das landwirtschaftliche Feldversuchswesen, wenn die Bonituarbeiten durch den Einsatz eines zuverlässigen Hilfsmittels vereinfacht werden könnten.

In diesem Zusammenhang rückt insbesondere im Bereich der Landwirtschaft der Einsatz sogenannter bildgebender Hyperspektralsensoren als Instrument der Fernerkundung in den Fokus der Betrachtungen. Bildgebende Hyperspektralsensoren liefern Bilddatenmaterial, aus dem verglichen mit herkömmlichem Bildmaterial aus gebräuchlichen RGB-Kameras deutlich mehr Informationen gewonnen werden können. Im Zuge ihrer Entwicklung sind bildgebende Hyperspektralsensoren zunehmend robuster, unabhängiger und leichter geworden (VON BUE-REN et al. 2015). Aus diesem Grunde sind sie prädestiniert, an so genannte unbemannte Luftfahrzeuge (engl. *Unmanned Aerial Vehicles*, UAV) als Trägerplattform verbaut zu werden. Unbemannte Luftfahrzeuge bezeichnen Drohnentechnik, die mittlerweile in den unterschiedlichsten Branchen zum Einsatz kommt. Verglichen mit bodengestützten Systemen können unbemannte Luftfahrzeuge größere Flächen in verhältnismäßig kurzer Zeit überfliegen, ohne die bodenbedeckende Schicht zu zerstören (AASEN et al. 2015). Sowohl bildgebende Hyperspektralsensoren als auch unbemannte Luftfahrzeuge werden aus den genannten Gründen auch für das landwirtschaftliche Feldversuchswesen zunehmend interessanter.

Eine erfolgreiche Bonitur mittels Hyperspektralsensor brächte zahlreiche Vorteile für das Feldversuchswesen mit sich. Zu nennen wäre die vergleichsweise schnelle Arbeitserledigung und eine einheitliche und somit verlässliche Datengewinnung aus lediglich einer Quelle, um den

landwirtschaftlichen Betrieben belastbare und präzise Ergebnisse an die Hand geben zu können. Ergänzend würde eine Bonitur mittels Hyperspektralsensor und unbemanntem Luftfahrzeug die zuständigen Versuchstechnikerinnen und Versuchstechniker maßgeblich entlasten und somit eine Zeit- und Kostenersparnis ermöglichen. Dies wäre insbesondere dann der Fall, wenn mit einer Befliegung mehrere Merkmale gleichzeitig bonitiert werden könnten.

1.3. Überblick über die untersuchten Merkmale

Um die Eignung bildgebender Hyperspektralsensoren für die Bonitur von Feldversuchsanlagen zu erforschen beschaffte die Landwirtschaftskammer Niedersachsen im Jahr 2016 einen bildgebenden Hyperspektralsensor und ein unbemanntes Luftfahrzeug als Transportmedium. Da ein Großteil der Feldversuche der Landwirtschaftskammer Niedersachsen in den Kulturen Wintergerste, Winterweizen und Winterraps angelegt wird, sind die Bonitur und Beerntung der Versuchsanlagen in diesen Kulturen mit vergleichsweise hohem zeitlichem und personellem Aufwand verbunden. Aus diesem Grunde wurde der Fokus der Untersuchungen auf die genannten Kulturen gelegt. Mit der Kombination aus UAV und bildgebendem Hyperspektralsensor wurden Landessortenversuche in den genannten Kulturen auf der Versuchsstation Poppenburg der Landwirtschaftskammer Niedersachsen im Landkreis Hildesheim befliegen und die Güte und Verlässlichkeit einer sensorgestützten Bonitur ausgewählter Parameter analysiert.

Die Wintergerste wird vorwiegend als Futtergerste in der Schweinefütterung eingesetzt. Hohe Ertragsleistungen in Verbindung mit einem hohen Futterwert, der frühe, einen Zwischenfruchtanbau oder eine zeitige Rapsaussaat ermöglichende Erntetermin und die Entzerrung der Getreideernte sind Gründe für die zurückliegende, kontinuierliche Ausweitung der Anbaufläche (LOCHNER UND BREKER 2012). Deutschlandweit wurden im Erntejahr 2020 1,3 Millionen Hektar Wintergerste bei einem Durchschnittsertrag von 67,5 dt/ha angebaut. Die Anbaufläche des Winterweizens einschließlich Dinkel und Einkorn betrug im Erntejahr 2020 deutschlandweit knapp 2,8 Millionen Hektar. Im Mittel wurden deutschlandweit 78,9 dt/ha geerntet (BMEL-Statistik). Die Weizensorten werden seitens des Bundessortenamtes in insgesamt fünf Qualitätsgruppen eingeteilt. In Abhängigkeit von der Einstufung zu der jeweiligen Qualitätsgruppe ist eine Verwendung als Aufmischweizen, Backweizen, Futterweizen oder als Rohstoff für die industrielle Keksherstellung möglich (LOCHNER UND BREKER 2012). Das Erntegut des Winterrapses wird vornehmlich für die Gewinnung von Speiseöl und Margarine, zur Produktion von Schmier-, Hydraulik- und Schalungsöl sowie zur Erzeugung von Kraftstoffen verwendet (DIEPENBROCK et al. 2009). Ein Rückgang der durchschnittlichen Flächenerträge innerhalb Deutschlands von 44,8 dt/ha im Jahr 2014 auf 30 dt/ha im Jahr 2018 führte deutschlandweit zu einem Rückgang der Anbaufläche von knapp 1,4 Millionen Hektar im Jahr 2014 auf 853.000

Hektar im Jahr 2019 (BMEL- Statistik). Trotz dieses spürbaren Rückgangs der Anbaufläche wird bei der Landwirtschaftskammer Niedersachsen nach wie vor eine Vielzahl an Versuchen im Winterraps angelegt.

1.3.1. Schätzung der Bestandesdichte (Ähren je Quadratmeter)

Die Schätzung der Bestandesdichte in Form der Anzahl Ähren je Quadratmeter wurde in der Kultur Winterweizen vorgenommen. Die Ergebnisse dieser Bonitur ermöglichen eine Zuordnung der jeweiligen Weizensorte zu den Kategorien Einzelährentyp, Bestandesdichtetyp, Kompensationsdichtetyp und Korndichtetyp. Zudem zählt die Bestandesdichte neben der Anzahl Körner je Ähre und der Tausendkornmasse zu den Ertragsparametern des Getreides. Liegen für alle drei Kategorien Werte vor ist eine nachträgliche Berechnung des Kornertrages vergleichsweise einfach möglich.

1.3.2. Schätzung der Pflanzenlänge und der Bestandeshöhe

CORNELISSEN et al. (2003) und PEREZ- HARGUINDEGUY et al. (2013) definieren die Pflanzenlänge als die in der Einheit Meter ausgedrückte geringste Distanz zwischen dem oberen Rand Fotosynthese betreibenden Gewebes und dem Erdboden. Die manuelle Messung der Pflanzenlänge erfolgt klassischerweise mithilfe eines Zollstocks, was eine simple, aber zugleich aufwändige und ineffiziente Methode darstellt, die zudem von subjektiven Einflüssen geprägt ist. Kenntnisse über die Wuchshöhen von Pflanzen erlauben beispielsweise eine spätere Beurteilung der Sorten im Hinblick auf ihre durchschnittliche Wuchshöhe, die in der landwirtschaftlichen Praxis ein bedeutendes Kriterium bei der Sortenwahl darstellt. Aus den genannten Gründen ergibt sich ein Bedarf an einer schnellen, präzisen, kontinuierlichen Erfassung der Pflanzenlängen während der Wachstumsperiode.

Eine Schätzung der Pflanzenlänge wurde im Winterweizen vorgenommen. In der Wintergerste wurde die Bestandeshöhe geschätzt. Die Verwendung unterschiedlicher Begrifflichkeiten begründet sich in der Durchführung der jeweiligen Messung innerhalb der jeweiligen Kultur. Die Pflanzenlänge ergibt sich sowohl im Winterweizen als auch in der Wintergerste aus der Distanz zwischen dem Erdboden und der Spitze der Ähren. Aufgrund der Neigung der Wintergerstenähren müssen diese zur Bestimmung der Pflanzenlänge vor der Messung aufgerichtet werden. Im Winterweizen entfällt dieser Schritt, da die Ähren aufrecht stehen. Um eine Vergleichsbasis zwischen den Schätzungen in der Wintergerste und denen im Winterweizen zu erhalten wurden die Ähren der Wintergerste im Rahmen der Referenzmessung nicht aufgerichtet. Somit wurde in der Wintergerste statt der Pflanzenlänge die Bestandeshöhe ermittelt.

1.3.3. Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern

In der Wintergerste wurde der Befall mit dem Pilz Gerstenbraunrost (*Puccinia hordei* L.) geschätzt. Im Winterweizen erfolgten Schätzungen des Befalls mit Gelbrost (*Puccinia striiformis* L.), Braunrost (*Puccinia recondita f.sp. tritici* L.) und Blattseptoria (*Mycosphaerella graminicola* L.; Anamorph: *Septoria tritici* L.). Die Eigenschaften der genannten pilzlichen Schaderreger werden im Folgenden erläutert.

1.3.3.1. Gerstenbraunrost (*Puccinia hordei* L.)

Der Gerstenbraunrost entstammt der Ordnung der *Uredinales* (Rostpilze). Innerhalb dieser Ordnung ist er der Gattung *Puccinia* zuzuordnen, die über 3000 Arten beinhaltet. Somit ist diese Gattung innerhalb der Ordnung der Rostpilze die größte und eine der bedeutendsten. Die häufig alternativ verwendete Bezeichnung Zwergrost der Gerste begründet sich in den verhältnismäßig kleinen Uredolagern. Die Überwinterung des Pilzes erfolgt als Myzel an den Pflanzen der Wintergerste. Der Sommer wird entweder ebenfalls in Form des Myzels und/ oder als Uredospore an Hordeum-Arten überdauert (HALLMANN et al. 2009). Bei Befall bilden sich auf Blättern, Halmen und Spelzen orangegelbe bis rostfarbene Pusteln. Diese sind von einem chlorotischen Hof umgeben (vgl. Abbildung 1). Auf der Blattunterseite bilden sich ab Spätsommer von der Epidermis bedeckte, später aufreißende, punktförmige, braunschwarze Winter孢enlager. Der Gerstenbraunrost befällt Gerstenbestände in allen Anbaugebieten. Warme und trockene Jahre fördern das verstärkte Auftreten des Pilzes (NIKS et al. 2000). Das durch den Befall hervorgerufene vorzeitige Absterben der Blätter zieht spürbare Ertragseinbußen in einer Größenordnung von bis zu 30 % nach sich (HALLMANN et al. 2009).



Abbildung 1: Schadbild des Befalls mit Gerstenbraunrost (*Puccinia hordei* L.; Quelle: www.lfl.bayern.de).

1.3.3.2. Gelbrost (*Puccinia striiformis* L.)

Der Gelbrost des Getreides entstammt wie auch der Gerstenbraunrost der Ordnung der Rostpilze und innerhalb dieser Ordnung der Gattung *Puccinia*. Aufgrund seiner hohen Anpassungsfähigkeit und da kein Zwischenwirt vonnöten ist gilt der Gelbrost als gefährlichster und bedeutendster Rost im kühlen und gemäßigten atlantischen Klima. Der Pilz überwintert in Form von Myzel an Wintergetreide und Quecke. Längere Frostperioden mit Temperaturen von bis zu -20°C übersteht das Myzel problemlos. Der Gelbrost befällt vornehmlich die Blattspreiten der Pflanzen. Die Blattscheiden und die Spelzen werden nur selten befallen (HALLMANN et al. 2009). Der Befall äußert sich in Form der gelblich und streifenförmig aus dem Blatt herausbrechenden Uredien (CHEN 2005; vgl. Abbildung 2). In Fällen schweren Befalls müssen Ertragsverluste von bis zu 50 % hingenommen werden (DEVADAS 2008).



Abbildung 2: Schadbild des Befalls mit Gelbrost (*Puccinia striiformis* L.; Quelle: www.pflanzenkrankheiten.ch).

1.3.3.3. Braunrost (*Puccinia recondita* f. sp. tritici)

Auch der Braunrost des Weizens entstammt der Ordnung der Rostpilze und der innerhalb dieser Ordnung angesiedelten Gattung *Puccinia*. Die Überwinterung des Pilzes erfolgt als Myzel oder Uredospore an Winterweizen und Ausfallgetreide. Als fakultativer Zwischenwirt dient die Wiesenraute (*Thalictrum*). Der Pilz ist weltweit verbreitet. Bei stark ausgeprägtem Befall betragen die Ertragsverluste 10– 20 % (HALLMANN et al. 2009). Das Schadbild des Befalls mit Braunrost zeigt Abbildung 3.



Abbildung 3: Schadbild des Befalls mit dem Pilz Braunrost (*Puccinia recondita* f.sp. tritici; Quelle: www.agrarfotodesign.de).

1.3.3.4. Blattseptoria (*Mycosphaerella graminicola* L.; Anamorph: *Septoria tritici* L.)

Der Pilz Blattseptoria entstammt dem Reich Fungi (Echte Pilze), innerhalb welchem er dem Stamm der Ascomycota zuzuordnen ist. Der Stamm Ascomycota stellt mit etwa 45000 beschriebenen Arten die größte und bedeutendste Gruppe unter den echten Pilzen. Innerhalb des Stamms der Ascomycota ist der Pilz der Klasse der Ascomycetes und innerhalb dieser der Unter-Klasse der Loculoascomycetes zuzuordnen. Der Pilz gilt in den gemäßigten Breiten als wichtigste Blattfleckenkrankheit an Weizen. Abbildung 4 zeigt das Schadbild des Befalls, der sich ausschließlich auf den Blattapparat der Pflanzen beschränkt (HALLMANN et al. 2009).

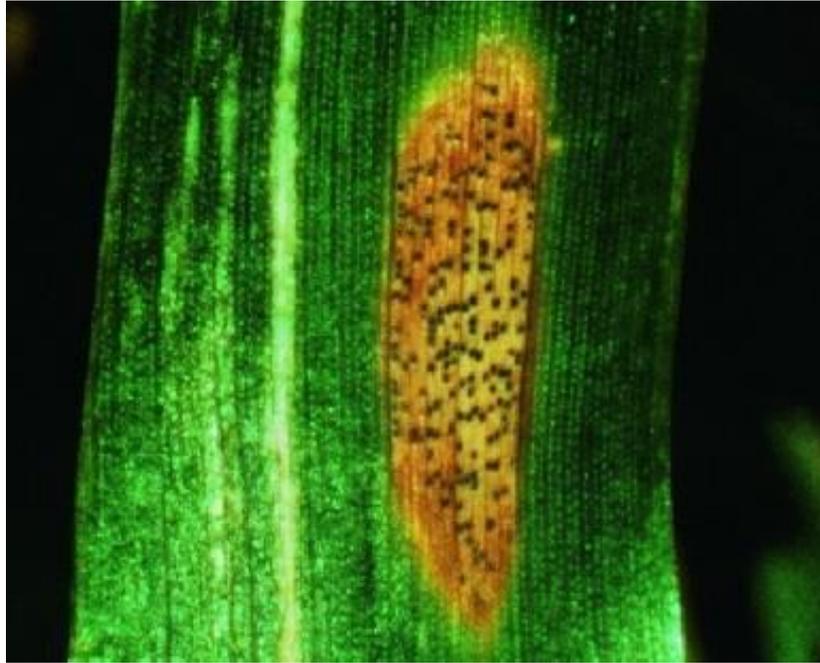


Abbildung 4: Schadbild des Befalls mit dem Pilz Blattseptoria (*Mycospharella graminicola*, anamorph: *Septoria tritici*; Quelle: www.isip.de).

1.3.4. Schätzung von Parzellenerträgen

Ergänzend zu den beschriebenen Parametern wurde mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors in der Wintergerste, im Winterweizen und im Winterraps eine frühzeitige Schätzung der Parzellenerträge vorgenommen. Die Landessortenversuche wurden hierzu wenige Wochen vor der Ernte befliegen und die mittels Hyperspektralsensor generierten Daten für die Schätzung der Parzellenerträge herangezogen. Um die Güte und Verlässlichkeit der Schätzung zu prüfen wurde der Zusammenhang der geschätzten Erträge und der im Rahmen der Beerntung generierten Referenzerträge betrachtet. Ergänzend wurde der Zusammenhang der mithilfe des Parzellenmähdreschers ermittelten Parzellenerträge und ausgewählter Vegetationsindices analysiert.

1.4. Aufbau der Arbeit

Die Promotionsarbeit gliedert sich in mehrere aufeinander aufbauende Abschnitte. Nach der hier vorstehenden Einleitung folgt zunächst ein theoretisches Kapitel zum Forschungsstand der fernerkundungsbasierten Hochdurchsatzphänotypisierung. In dessen Rahmen werden die Grundlagen der Fernerkundung erläutert und Plattformen, Sensoren und Anwendungsfälle aufgezeigt. Es folgt das Kapitel „Material und Methoden“, in dem die im Rahmen der Untersuchungen verwendete Technik vorgestellt und das methodische Vorgehen erläutert werden. Anschließend werden die gewonnenen Ergebnisse präsentiert und diskutiert. Die Promotionsarbeit schließt mit einer Zusammenfassung.

2 Forschungsstand der fernerkundungsbasierten Hochdurchsatz-phänotypisierung

Bedingt durch die stetige Zunahme der Weltbevölkerung wird der weltweite Bedarf an Nahrungsmitteln bis zum Jahre 2050 und darüber hinaus bedeutend steigen. Die derzeitigen Ertragszuwächse der für die Ernährung relevanten Kulturen sind jedoch zu gering um der steigenden Nachfrage gerecht zu werden. Aus diesem Grunde stehen Forscher und politische Entscheidungsträger vor der Herausforderung, neue Verfahren zu entwickeln und auszubauen, die eine schnelle und kostengünstige Analyse des durch die genetischen Eigenschaften der jeweiligen Pflanze beeinflussten Leistungspotenzials ermöglichen (JIN et al. 2020).

Auf der genetischen Ebene wird ein individueller Genotyp durch eine Vielzahl von Eigenschaften geprägt. Der Phänotyp hingegen wird entweder lediglich durch ausgewählte oder durch sämtliche vorstellbaren Charakteristika gebildet (GJUVSLAND et al. 2013). Die phänotypische Leistungsfähigkeit wird in diesem Zusammenhang insbesondere durch komplexe Wechselbeziehungen zwischen den jeweiligen Umweltbedingungen und dem Genotyp beeinflusst (PIERUSCHKA & POORTER 2012). Somit kann ein einzelner Genotyp als Antwort auf unterschiedliche Umweltbedingungen eine Vielzahl von Phänotypen hervorbringen. Der Erforschung des Zusammenhangs zwischen Genotypen und Phänotypen ist im Hinblick auf die Beurteilung der Leistungsfähigkeit einer Nutzpflanze somit eine hohe Bedeutung beizumessen (HOULE et al. 2010).

In der Pflanzenzüchtung erfolgt eine Auswahl des besten Genotyps in der Regel anhand seiner phänotypischen Ausprägung unter verschiedenen Umweltbedingungen (PEARSON et al. 2008). Um die phänotypischen Eigenschaften zu erfassen werden traditionell in der Regel destruktive und somit zeitaufwändige und fehleranfällige Analysemethoden angewendet (JIN et al. 2020). Dieser Tatsache begegnet die Phänotypisierung, mit der es möglich ist, phänotypische Ausprägungen von Pflanzen, die beispielsweise mit ihrem Wachstumsstatus, ihrem Ertrag oder ihren Reaktionen auf Stress verknüpft sind, schnell, kostengünstig, präzise und nicht-destruktiv zu beurteilen (FIORANI & SCHURR 2013). So kooperieren Wissenschaftler und Ingenieure aus den Bereichen der Pflanzenzüchtung, der Elektrotechnik, der Molekularbiologie, der Bildverarbeitung, der Mathematik und Statistik und den Agrarwissenschaften, um Plattformen zu entwickeln, die eine Phänotypisierung im Hochdurchsatz unter Feldbedingungen ermöglichen.

Um die Zustände der Pflanzen und deren Leistungsfähigkeit möglichst umfassend zu analysieren werden im Zuge der Entwicklung unterschiedlichste Plattformen, Sensoren und Analyse- und Auswerteroutinen kombiniert (JIN et al. 2020).

Da die bis dato entwickelten Plattformen eine berührungslose Messung durch die an ihnen verbauten Sensoren ermöglichen, werden sie als Fernerkundungsplattformen bezeichnet. Aufgrund der Komplexität der Zusammenhänge bei der Analyse von Pflanzenbeständen mithilfe der Techniken der Fernerkundung erläutert der folgende Abschnitt zunächst allgemeine Grundlagen der Fernerkundung. Darauf folgt die Vorstellung von Sensoren und Plattformen, die im Rahmen der fernerkundungsbasierten Hochdurchsatzphänotypisierung zum Einsatz kommen. Das Kapitel schließt mit Anwendungsfeldern, in denen Phänotypisierungsplattformen, Kameras und Sensoren nach aktuellem Stand der Forschung genutzt werden.

2.1. Grundlagen der Fernerkundung

Die Verfahren der Fernerkundung dienen der Beobachtung der Erdoberfläche mit sämtlichen sich darauf befindlichen Objekten, der Meeresoberfläche oder der Atmosphäre. Hierzu nutzt die Fernerkundung die von einem beobachteten Objekt abgestrahlte elektromagnetische Strahlung. Die die Strahlung empfangenden Einrichtungen werden in Luft- oder Raumfahrzeugen mitgeführt. Die Messung erfolgt somit berührungslos. Aus diesem Grunde wird die Fernerkundung den indirekten Beobachtungsverfahren zugeordnet. Verbreitet sind insbesondere abbildende Fernerkundungssysteme, die die Erdoberfläche bildhaft wiedergeben (ALBERTZ 2009). Handelt es sich um digitale Bilder können diese mithilfe elektronischer Bildverarbeitungssysteme unmittelbar verarbeitet und in nachgelagerte Bereiche wie beispielsweise ein Geoinformationssystem integriert werden (DE LANGE 2020). Die abbildenden Verfahren unterteilt ALBERTZ (2009) in die Bereiche Datenaufnahme, Datenspeicherung und Datenauswertung (vgl. Abbildung 5).

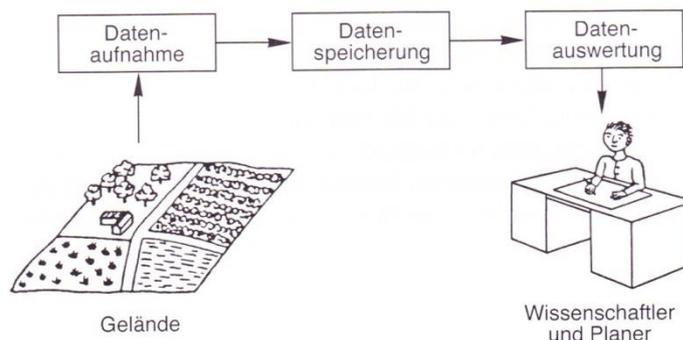


Abbildung 5: Ebenen eines Fernerkundungssystems (Quelle: ALBERTZ (2009)).

Im Zuge der Datenaufnahme wird das von der Oberfläche eines Objekts reflektierte Licht von einem Sensor eingefangen und in Bilddaten umgesetzt. Neben den Eigenschaften des verwendeten Sensors wird die Wiedergabe der Erdoberfläche durch die Intensität der Strahlung und deren spektrale Zusammensetzung beeinflusst. Letztgenannte Parameter hängen in erster Linie von der Beleuchtung des Geländes und den Reflexionseigenschaften der sich auf dem Gelände befindlichen Objekte ab (ALBERTZ 2009).

Die vom Sensor erfasste elektromagnetische Strahlung kann als Form der Energieausbreitung verstanden werden. Es handelt sich um ein sich periodisch änderndes elektromagnetisches Feld, das sich als Wellenstrahlung in Lichtgeschwindigkeit ausbreitet. Die Beschreibung erfolgt entweder in der gemessenen Frequenz in der Einheit Hertz oder der Wellenlänge in der Einheit Meter (DE LANGE 2020). Im Bereich der Fernerkundung wird zur Klassifizierung der elektromagnetischen Strahlung klassischerweise die Wellenlänge verwendet (ALBERTZ 2009).

Bedingt durch die elektromagnetische Strahlung befindet sich jeder Körper in ständiger Wechselwirkung mit seiner Umgebung. Auf der einen Seite wirkt die Strahlung auf den jeweiligen Körper ein, auf der anderen Seite wird seitens des jeweiligen Körpers Strahlung an die Umgebung abgegeben. Die Fernerkundung macht sich in diesem Zusammenhang die objekt- bzw. materialspezifischen Eigenschaften dieser Wechselwirkungen zu Nutze. Ein Teil der auf einen Körper treffenden Strahlung wird an dessen Oberfläche reflektiert. Ein weiterer Teil der Strahlung wird absorbiert. Der verbleibende Rest durchdringt (transmittiert) den Körper. Sowohl die Beschaffenheit des jeweiligen Körpers als auch die Wellenlänge bedingen je nach Vorgang eine mitunter starke Variation in der Verteilung dieser einzelnen Strahlungsanteile. Um die genannten Strahlungsverhältnisse quantitativ zu beschreiben werden die drei dimensionslosen Verhältniszahlen Reflexionsgrad, Absorptionsgrad und Transmissionsgrad verwendet. Die Summe der drei genannten Anteile muss letztendlich dem ankommenden Strahlungsfluss gleichen. Somit gilt:

$$\text{Reflexionsgrad} + \text{Absorptionsgrad} + \text{Transmissionsgrad} = 1.$$

In aller Regel beschäftigt sich die Fernerkundung mit den strahlungsundurchlässigen Körpern der Erdoberfläche. In diesem Falle gilt:

$$\text{Reflexionsgrad} + \text{Absorptionsgrad} = 1.$$

Um die Gesamtheit der im Rahmen der elektromagnetischen Strahlung vorkommenden Wellenlängen zu beschreiben wird das elektromagnetische Spektrum verwendet. Dieses wird in Abhängigkeit der Entstehung der Wellenlängen und der Wirkung der Strahlung in unterschiedliche Bereiche unterteilt. Die Grenzen zwischen den Bereichen sind fließend und überlappen mitunter (ALBERTZ 2009, HOLSTEN 2004). Das für den Menschen sichtbare Licht erstreckt sich in einem vergleichsweise kleinen Ausschnitt zwischen etwa 400 und 700 nm. Auf der kurzwelligen Seite schließt sich der ultraviolette Bereich an, in dem viele Wirbeltierarten nach wie vor Farben erkennen können. Es folgen die Röntgenstrahlen, die Gammastrahlen und die vergleichsweise kurzwellige kosmische Strahlung. Auf der längerwelligen Seite folgt das Infrarot. Es wird weiter unterteilt in das nahe Infrarot (etwa zwischen 700 nm bis 1100 nm), in das mitt-

lere Infrarot (etwa zwischen 1000 und 7000 nm) und in das auch als Thermalstrahlung bekannte ferne Infrarot (etwa ab 7000 nm). Dem Infrarot schließen sich die Mikrowellen (etwa 1 mm bis 1 m) und die Radiowellen an (DE LANGE 2020; ALBERTZ 2009).

Nicht alle genannten Wellenlängenbereiche können seitens der Fernerkundung tatsächlich genutzt werden. Maßgeblichen Einfluss auf die Nutzbarkeit üben die solare Einstrahlung und die Einflüsse der Atmosphäre aus. Die Sonne entsendet solare Strahlung in einem Wellenlängenbereich zwischen etwa 300 nm und etwa 3500 nm und somit Wellenlängen des ultravioletten über den sichtbaren bis zum infraroten Spektralbereich. Die direkte Sonnenstrahlung verringert sich beim Durchgang durch die Atmosphäre. Somit erreicht lediglich ein Teil der von der Sonne abgegebenen Strahlung tatsächlich auch den Erdboden. Maßgeblichen Einfluss auf die Durchlässigkeit der Atmosphäre üben der Zustand der Atmosphäre (Aerosolgehalt, Feuchtegehalt, Schichtung und Wetterlage), der zurückgelegte Weg der Strahlung und die Wellenlänge aus (DE LANGE 2020). Als Maß für die Durchlässigkeit der Atmosphäre dient der Transmissionsgrad. Auf spektraler Ebene ist dieser in hohem Maße von der Wellenlänge abhängig. So absorbieren die in der Atmosphäre vorkommenden Gase, insbesondere Wasserdampf, Kohlendioxid und Ozon, in bestimmten Wellenlängenbereichen verhältnismäßig hohe Anteile der elektromagnetischen Strahlung. Stickstoff und Sauerstoff, die den größten Anteil in der Zusammensetzung der Atmosphäre ausmachen, absorbieren ultraviolette Strahlung im Wellenlängenbereich unter 300 nm nahezu vollständig. Dieser Bereich der elektromagnetischen Strahlung kann in der Fernerkundung somit nicht analysiert werden. Andere Bereiche des elektromagnetischen Spektrums hingegen sind für die Atmosphäre nahezu durchlässig und finden somit im Rahmen der Fernerkundung Verwendung. Sie werden als atmosphärische Fenster bezeichnet. Bedeutende Fenster sind im sichtbaren Bereich des Lichts (von etwa 400 nm bis etwa 750 nm), im nahen Infrarot (von etwa 750 nm bis etwa 2500 nm), im mittleren Infrarot (von etwa 3000 bis etwa 3500 nm) und im thermalen Infrarot (von etwa 8000 nm bis etwa 13000 nm) lokalisiert. Auch Mikrowellen können die Atmosphäre nahezu ungehindert passieren (ALBERTZ 2009, vgl. Abbildung 6).

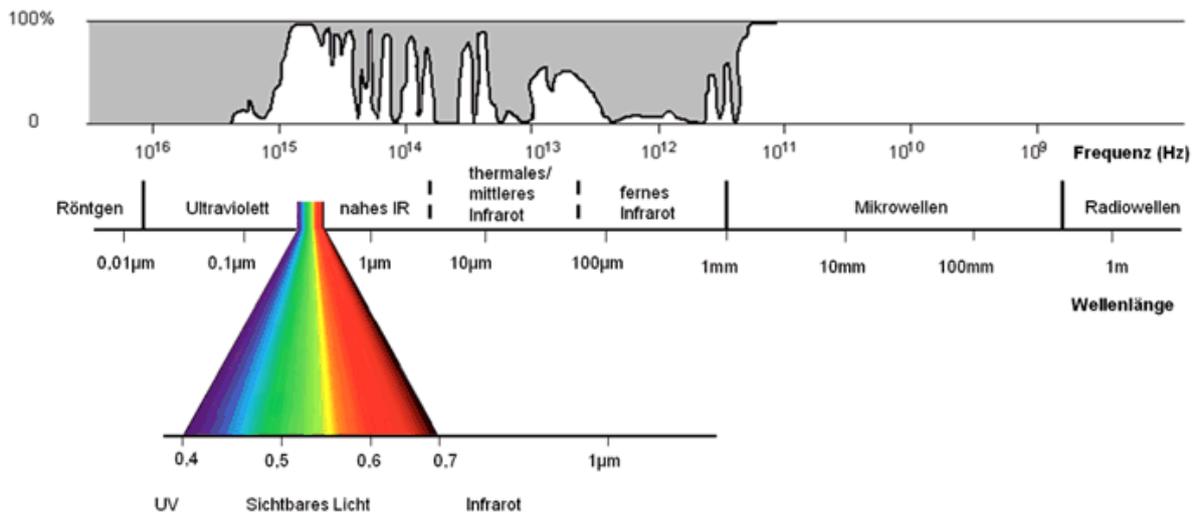


Abbildung 6: Spektrale Durchlässigkeit der Atmosphäre (verändert nach www.seos-project.eu).

Das unterschiedliche Verhalten von Geländeoberflächen gegenüber auftreffender Strahlung ist für die Fernerkundung von zentraler Bedeutung. Das jeweilige Material der Oberfläche, sein physikalischer Zustand (beispielsweise die Feuchte), die Rauigkeit der Oberfläche und die geometrischen Verhältnisse (Einfallswinkel der Sonnenstrahlung, Beobachtungsrichtung) beeinflussen dessen Reflexionseigenschaften. Lediglich ein Teil der auftreffenden Strahlung wird von den Objekten reflektiert. Die Rauigkeit der Grenzfläche des bestrahlten Objekts beeinflusst die Art und Weise, auf die die Strahlung reflektiert wird. Oberflächen, mit im Vergleich zur Wellenlänge kleiner Rauigkeit, reflektieren die auftreffende Strahlung über spiegelnde Reflexion. Sie lässt sich häufig an Wasserflächen beobachten, hat störenden Charakter und wird aus diesem Grunde durch eine geschickte Wahl der Aufnahmeparameter idealerweise vermieden. Oberflächen mit einer Rauigkeit in der Größenordnung der Wellenlängen der auftreffenden Strahlung reflektieren diffus. Die Strahlung wird in diesem Falle nach allen Richtungen zurückgeworfen. Reine spiegelnde bzw. diffuse Reflexion lässt sich bei den meisten in der Natur vorkommenden Objekten nicht beobachten. Vielmehr liegt eine Mischung beider Reflexionsarten vor. Die auftreffende Strahlung wird bei dieser gemischten Reflexion wie auch bei der diffusen Reflexion in alle Richtungen zurückgeworfen. Die Stärke dieses Zurückwerfens der Strahlung ist jedoch ungleich, weshalb gemischte Reflexion nicht anhand einfacher Funktionen beschrieben werden kann. Die beschriebenen Arten von Reflexion an einer Oberfläche veranschaulicht Abbildung 7.

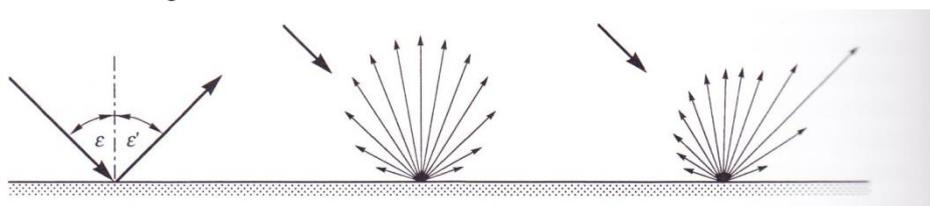


Abbildung 7: Unterschiedliche Arten von Reflexion an einer Oberfläche; Darstellung der Reflexion bei schräg einfallender Strahlung. Links: Spiegelnde Reflexion. Mitte: Diffuse Reflexion. Rechts: Gemischte Reflexion (nach ALBERTZ 2009).

Der Reflexionsgrad sowie dessen Abhängigkeit von der Wellenlänge der Strahlung spielen in der Fernerkundung eine bedeutende Rolle. In aller Regel erfolgt die Darstellung des spektralen Reflexionsgrades mithilfe einer Grafik. Viele Arten von Oberflächen weisen für sie charakteristische Verläufe der Reflexionskurven auf. Das Wissen über die charakteristischen Verläufe dieser Kurven ist in der Fernerkundung von bedeutendem Nutzen. Bei grünen Pflanzen beispielsweise lässt sich etwa bei der Wellenlänge 700 nm und somit im Übergangsbereich des sichtbaren Lichts zur infraroten Strahlung ein steiler Anstieg der Reflexion beobachten. Im Rahmen der Analyse von Vegetation, beispielsweise bei der Entwicklung von zur Identifizierung des Vitalitätsgrades von Pflanzen genutzten Vegetationsindizes, wird diesem als „Red Edge“ bezeichneten Gradienten eine hohe Bedeutung beigemessen (DE LANGE 2020). Die spezifischen Reflexionsverhältnisse in den Blättern grüner Pflanzen, die eng mit der Wasserversorgung und weiteren Vitalitätsfaktoren zusammenhängen, sind für dieses Phänomen verantwortlich. Blaues und rotes Licht werden von den Chloroplasten weitgehend absorbiert. Grünes Licht hingegen wird reflektiert, weshalb die Blätter grün erscheinen. Große Teile der infraroten Strahlung hingegen werden an den Zellwänden und den luftgefüllten Hohlräumen mehrfach gespiegelt und somit ebenfalls in hohem Maße reflektiert (vgl. Abbildung 8).

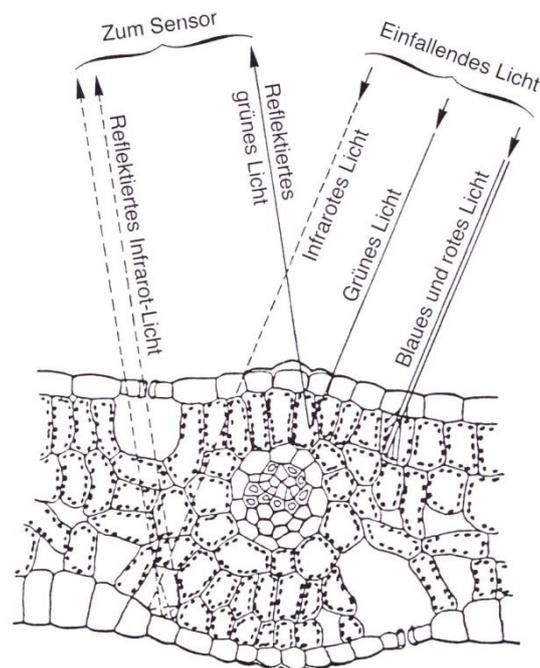


Abbildung 8: Schematische Darstellung von Absorption und Reflexion an grünen Blättern (verändert nach COLWELL et al. (1963)).

2.2. Sensorsysteme

Die Entwicklung von Sensortechnologien, die im Bereich der Hochdurchsatzphänotypisierung unter Feldbedingungen zum Einsatz kommen, ist mit der Zeit rasant vorangeschritten. Mittlerweile haben klassische RGB-Kameras, Multi- und Hyperspektralsensoren, Thermalkameras, die Fotosyntheserate und die Fluoreszenz messende Sensoren, Stereokameras und Lidar-Sensoren Einzug in den Bereich der Hochdurchsatzphänotypisierung gehalten. In Abhängigkeit von der Anwendungsebene werden die Sensoren unterschiedlichen Kategorien zugeteilt. So messen Fotosynthese- und Fluoreszenzsensoren auf der Einzelblattebene. Stereokameras und Lidar-Sensoren werden auf der Nahbestandsebene eingesetzt. RGB-Kameras, Multi- und Hyperspektralsensoren und Thermalkameras messen in aller Regel aus der Luft, indem sie mittels geeigneter Plattformen über den Pflanzenbestand getragen werden (JIN et al. 2020). Im Folgenden werden die Eigenschaften der im Bereich der Hochdurchsatzphänotypisierung eingesetzten Kameras und Sensoren erläutert. Eine tabellarische Darstellung, der die Eignung verschiedener Sensoren für die Bestimmung unterschiedlicher Pflanzeigenschaften unter Angabe einer potenziellen Anwendungsskala entnommen werden können, findet sich bei JIN et al. (2020).

2.2.1. Auf der Blattebene messende Sensoren

2.2.1.1. Fotosynthesensoren

Fotosynthesensoren werden eingesetzt um die Fotosyntheserate von Pflanzen als Reaktion auf unterschiedliche Umweltbedingungen und Stresssituationen zu messen. Fotosynthetische Anpassungsmechanismen von Pflanzen können auf diese Weise analysiert und somit besser verstanden werden. Fotosynthesensoren arbeiten passiv und sind somit auf eine natürliche Beleuchtungsquelle wie das Sonnenlicht angewiesen. Die Messung erfolgt im sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums (HECKMANN et al. 2017). Ausgegeben werden Parameter wie die Fotosyntheserate, die Leitfähigkeit des Wassers, die interzelluläre CO₂-Konzentration und die Transpirationsrate (ARFAN et al. 2007). Kenntnisse über die Größenordnungen dieser Merkmale ermöglichen spezifische Analysen des Pflanzenwachstums, des Gasaustauschverhaltens und zur Bestimmung stabiler Isotope (ZIVCAK et al. 2013). Eine Aufnahme von Bildern ist mit derzeit auf dem Markt erhältlichen Fotosynthesensoren nicht möglich. Zudem können sie nicht in Kombination mit Boden- und/ oder Luftplattformen eingesetzt werden (SINCLAIR et al. 2004). Um die Reaktion von Pflanzen auf wechselnde Umweltbedingungen in Form der Fotosyntheserate künftig schnell und bildbasiert analysieren zu können bedarf es seitens der Herstellerfirmen und der Forschung einer kontinuierlichen Weiterentwicklung der technischen Spezifikationen (JIN et al. 2020).

2.2.1.2. Fluoreszenzsensoren

Die Bestrahlung von Chloroplasten mit fotochemisch wirksamem oder blauem Licht bewirkt bedingt durch deren Gehalt an Chlorophyll eine teilweise Remission des absorbierten Lichts (SHARMA et al. 2012). Während die Menge an eingehender Strahlung konstant ist wird der Anteil remittierter Strahlung vornehmlich durch die Befähigung der Pflanze beeinflusst, eingefangenes Licht in metabolische Aktivität umzuwandeln. Um das Assimilationsvermögen fotochemisch wirksamer Strahlung einer Pflanze zu beurteilen kann dieser als Fluoreszenz bezeichnete Anteil remittierter Strahlung als geeigneter Indikator herangezogen werden (LI et al. 2014). Die Widerstandskraft des pflanzlichen Metabolismus in Stresssituationen kann auf diese Weise vergleichsweise einfach beurteilt werden (THOREN & SCHMIDHALTER 2009). Fluoreszenzsensoren arbeiten im ultravioletten, im sichtbaren und im nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums, da diese Bereiche für Fluoreszenz empfindlich sind. Es existieren passive, auf eine natürliche Beleuchtungsquelle angewiesene und aktive Modelle, die über eine eigene Strahlungsquelle verfügen (ZHOU et al. 2018). Die Sensoren liefern Bildmaterial, anhand dessen räumliche Muster der fotosynthetischen Aktivität eines Blattes erkannt werden können (KALAJI et al. 2016). Zudem können Stresssymptome, die beispielsweise durch den Befall mit pilzlichen Schaderregern hervorgerufen wurden, mithilfe der Aufnahmen frühzeitig erkannt werden (FANG & RAMASAMY 2015). Derzeit erhältliche Fluoreszenzsensoren werden vornehmlich auf der Einzelblattebene eingesetzt. Die Anwendung auf Bestandesebene wird durch das sensoreigene und Hintergrundrauschen limitiert, was eine Abnahme des Signal-Rausch-Verhältnisses zur Folge hat (FAHLGREN et al. 2015). Aus diesem Grunde sind in Kombination mit Boden- und Luftplattformen einsetzbare Modelle allgemein nicht verfügbar. Um die Anwendung von Fluoreszenzsensoren unter Feldbedingungen weiter zu verbessern werden künftig weitere Entwicklungen von Nöten sein (JIN et al. 2020).

2.2.2. Auf der Nahbestandsebene messende Sensoren

2.2.2.1. Stereokameras

Stereokameras gleichen in ihrem Aufbau den klassischen Digitalkameras. In Stereokameras sind jedoch in aller Regel zwei oder mehr Linsen verbaut, die jeweils über separate Abbildungssensoren verfügen (LI et al. 2016). Aufgrund feinsten Unterschiede in der Wahrnehmung der Bilder, die durch den menschlichen Augenabstand hervorgerufen werden, werden die Aufnahmen durch das Gehirn zu einem dreidimensionalen Bild zusammengesetzt. Parallel existieren wissenschaftliche Ansätze, die zur Gewinnung von dreidimensionalen Aufnahmen zwei identische, unmodifizierte Kameras nutzen (BISKUP et al. 2007; KONG et al. 2019). Die von Stereokameras bereitgestellte Kombination aus RGB-Bild und dreidimensionalen Strukturen

ist kostengünstig und ermöglicht eine Analyse des Wachstums und der Entwicklung von Pflanzen. Von Nachteil ist die begrenzte und auf schwankende Belichtungsbedingungen sensibel reagierende räumliche Auflösung (LI et al. 2014). Vornehmlich werden Stereokameras daher für die Betrachtung und Analyse der dreidimensionalen Struktur von Einzelpflanzen eingesetzt. Die Erfassung von Pflanzeigenschaften auf Ebene des Feldbestandes hingegen stellt nach wie vor eine Herausforderung dar (BISKUP et al. 2007). Forschungsvorhaben werden sich aus den genannten Gründen auf die Verbesserung der Auflösung der Kameras und deren Sensitivität gegenüber wechselnden Einstrahlungsverhältnissen konzentrieren müssen (JIN et al. 2020).

2.2.2.2. LIDAR

Laserscanner, auch als LiDAR (Light Detection and Ranging) bezeichnet, ermöglichen als aktive Verfahren eine punktweise Erfassung der Geländeoberfläche. Sie werden vornehmlich in bemannten Fluggeräten eingesetzt. Die Systeme bestehen aus einem einstrahligen, engbandigen Laser und einer Empfangseinheit und messen zahlreiche Punkte, die es in ihrer Gesamtheit ermöglichen, die Geländefläche geometrisch zu beschreiben (ALBERTZ 2009; Jin et al. 2020). Um die Entfernung zwischen der Geländeoberfläche und dem Sensor zu erfassen werden Laserimpulse im Wellenlängenbereich von etwa 600 nm bis 1000 nm generiert und in Lichtgeschwindigkeit emittiert, durch das Gelände reflektiert und von der Empfangseinheit aufgenommen (THAPA et al. 2018). Die Zeit, die der Laserimpuls für seine Ausbreitung und seinen Weg zurück benötigt, wird von der Empfangseinheit präzise erfasst (GUO et al. 2018). Ist der Betrag der Lichtgeschwindigkeit bekannt können aus der jeweiligen Flugzeit des Lasers Rückschlüsse auf die Distanz zum jeweiligen Messobjekt mit einer Genauigkeit im Millimeterbereich gezogen werden (JIMENEZ-BERNI et al. 2018; JIN et al. 2020). Da sich der Laser in Lichtgeschwindigkeit bewegt wird durch den Sensor erst dann ein neuer Impuls abgesetzt, wenn die Empfangseinheit den zuvor emittierten Impuls empfangen und verarbeitet hat. In Kombination mit modernen GPS/ INS-Systemen ermöglichen die gewonnenen Daten eine Berechnung der räumlichen Koordinaten derjenigen Geländepunkte, die den Laserstrahl reflektierten. Das Resultat der Berechnungen sind so genannte Punktwolken, die eine große Zahl an Punkten mit ihren Raumkoordinaten x, y und z enthalten (ALBERTZ 2009). Anhand dieser dreidimensionalen Punktwolken lassen sich beispielsweise die Strukturen eines Nutzpflanzenbestandes detailliert beschreiben (THAPA et al. 2018). Zudem können die Punktwolken zur Analyse von Veränderungsprozessen der Nutzpflanzenbestände im Laufe der Vegetationsperiode herangezogen werden (HOSOI & OMASA 2009; JIMENEZ-BERNI et al. 2018). In seiner Eigenschaft als aktiver Sensor ist LiDAR vergleichsweise wenig empfindlich gegenüber Umwelteinflüssen und somit in der Lage, ausgewählte Pflanzeigenschaften mit hoher Genauigkeit zu bestimmen (HOSOI et al. 2011).

2.2.3. Aus der Luft messende Sensoren

2.2.3.1. Thermalkameras

Thermalkameras erfassen den Anteil an infraroter Strahlung in den thermalen spektralen infraroten Bereichen des elektromagnetischen Spektrums. Die gewonnenen Daten werden insbesondere für die Analyse des Trockenstresses von Pflanzen herangezogen (ZARCO-TEJADA et al. 2008). Thermalkameras arbeiten im Wellenlängenbereich von 3 μm bis 14 μm . In den meisten Untersuchungen wurden jedoch die Wellenlängenbereiche von 3 μm bis 5 μm und von 7 μm bis 14 μm betrachtet, da sich die atmosphärische Transmission der Infrarotstrahlung in diesen Wellenlängenbereichen ihrem Maximum annähert (BERNI et al. 2009; ZARCO-TEJADA et al. 2012; JONES et al. 2009; RISCHBECK et al. 2017). Die thermale Empfindlichkeit steht im Wellenlängenbereich von 3 μm bis 5 μm im Gegensatz zum Wellenlängenbereich von 7 μm bis 14 μm im Zusammenhang mit einem höheren Energielevel. Die Nutzung des Wellenlängenbereichs von 7 μm bis 14 μm erwies sich für gewisse Anwendungen hingegen dennoch als vorteilhaft. Durch die Einbeziehung dieses Wellenlängenbereichs in die Analyse können Fehler, die durch die atmosphärische Absorption von Strahlung in anderen Wellenlängenbereichen entstehen würden, kompensiert werden (GAUSSORGUES 1984).

Die durch Thermalkameras bereitgestellten Aufnahmen enthalten Informationen über die Temperaturverhältnisse, radiometrische Informationen und Informationen über die Oberflächenstruktur (KELLY et al. 2019). Unterschiede, die innerhalb einer jeweiligen Thermalaufnahme auf räumlicher Ebene ausgemacht werden können, ermöglichen die Segmentierung der sich unterscheidenden Bereiche anhand von spezifischen Algorithmen, wodurch eine Unterscheidung von gestresster und nicht gestresster Vegetation möglich wird (BANERJEE et al. 2018). In einer Vielzahl von Studien wurden daher hochauflösende Thermalkameras eingesetzt, um den Wachstumsstatus von Pflanzen zu analysieren, die Trockenstress ausgesetzt waren (BALUJA et al. 2012; HOFFMANN et al. 2016; ZARCO-TEJADA et al. 2012; BANERJEE et al. 2018). Der Investitionsaufwand für die Beschaffung einer Thermalkamera übersteigt in der Regel die Kosten, die beispielsweise für die Beschaffung eines Multispektralsensors aufgewendet werden müssen. Zudem sind insbesondere die leichtgewichtigen Modelle empfindlich gegenüber sich ändernder äußerer Einflüsse (JONES et al. 2009). Die Anwendung von Thermalkameras kann sowohl in Verbindung mit Bodenplattformen als auch in Verbindung mit Luftplattformen erfolgen (JIN et al. 2020).

2.2.3.2. RGB-Kameras

RGB-Kameras erfassen Informationen des roten, des grünen und des blauen Kanals in dem für das menschliche Auge sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums (JIN et al.

2017). Die Informationen werden in digitalen Aufnahmen hinterlegt. Um phänotypische Eigenschaften von Pflanzen zu erfassen imitieren RGB-Kameras das menschliche Wahrnehmungsvermögen (GUO et al. 2015). Aufgrund ihrer hohen Sensitivität gegenüber den im sichtbaren Bereich des Lichts angesiedelten Kanälen werden in RGB-Kameras klassischerweise CCD-Siliziumsensoren oder CMOS-Sensoren verbaut. Sie ermöglichen die Ausgabe zweidimensionaler Aufnahmen, mit deren Hilfe Pflanzeigenschaften vergleichsweise einfach und kostengünstig erfasst werden können (LI et al. 2014). Die von RGB-Kameras bereitgestellten Aufnahmen werden klassischerweise in räumliche Raster von Intensitätswerten unterteilt. Bei einer Farbtiefe von 8 Bit beispielsweise beträgt die mögliche Spanne der Intensitätswerte 0 bis 255. Die gemessenen Intensitätswerte variieren in Abhängigkeit von der Stärke des Photonenflusses im roten, grünen und blauen Kanal (MADEC et al. 2019). Um den Einfluss unterschiedlicher Einstrahlungsverhältnisse zu mildern und die Qualität der Aufnahmen zu steigern können RGB-Kameras mithilfe von Farbkalibrierplatten und angeschlossener Verrechnung anhand von Algorithmen kalibriert werden (BROWN et al. 2005). RGB-Kameras zeichnen sich durch ihr gutes Preis- Leistungs- Verhältnis aus und liefern Aufnahmen mit hoher räumlicher Auflösung (ZHANG et al. 2020). Die Überlappung benachbarter Blattapparate stellt bezüglich der Segmentierung der Bilder und der Nutzung der in ihnen enthaltenen Informationen derzeit jedoch noch eine Herausforderung dar (JIN et al. 2017). Zudem enthalten die Aufnahmen lediglich spektrale Informationen des roten, grünen und blauen Kanals. Aus den genannten Gründen bedarf es weiterer Forschungsansätze, die zu einer Erweiterung der Einsatzmöglichkeiten von RGB-Kameras für die Phänotypisierung beitragen werden (JIN et al. 2020).

2.2.3.3. Multi- und Hyperspektralsensoren

Eine umfassende Zusammenstellung der Charakteristika von Multi- und Hyperspektralsensoren findet sich bei NOACK (2019). Multi- und Hyperspektralsensoren sind in der Lage, die Intensität elektromagnetischer Strahlung in unterschiedlichen Wellenlängenbereichen zu erfassen. Die Sensoren messen in aller Regel nicht die Intensität einer Strahlungsquelle sondern denjenigen Teil der Strahlung, der von Gegenständen zurückgeworfen (reflektiert) wird, der den jeweiligen Gegenstand passiert (transmittiert) oder der vom jeweiligen Gegenstand aufgenommen (absorbiert) wird. Die Höhe von Reflexion, Transmission und Absorption wird zum einen durch die physikalischen und chemischen Eigenschaften des jeweiligen Stoffes bzw. Stoffgemisches, zum anderen durch die Wellenlänge beeinflusst. Die Messungen ergeben spektrale Muster bzw. spektrale Signaturen, die für Materialien mit einer für sie spezifischen Zusammensetzung charakteristisch sind.

Multi- und Hyperspektralsensoren können hinsichtlich ihrer spektralen Auflösung unterschieden werden. Multispektralsensoren erfassen Reflektionen in wenigen, nicht aneinandergrenzenden Wellenlängenbereichen bzw. Kanälen, die bezüglich ihrer Bandbreite zwischen einem

und mehreren Dutzend Nanometern variieren. Hyperspektralsensoren hingegen sind in der Lage, innerhalb ihres Messbereiches ein kontinuierliches Spektrum mit einer spektralen Auflösung von wenigen Nanometern abzubilden. Der Messbereich beider Sensortypen liegt in aller Regel im sichtbaren und im infraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums (vgl. Abbildung 9).

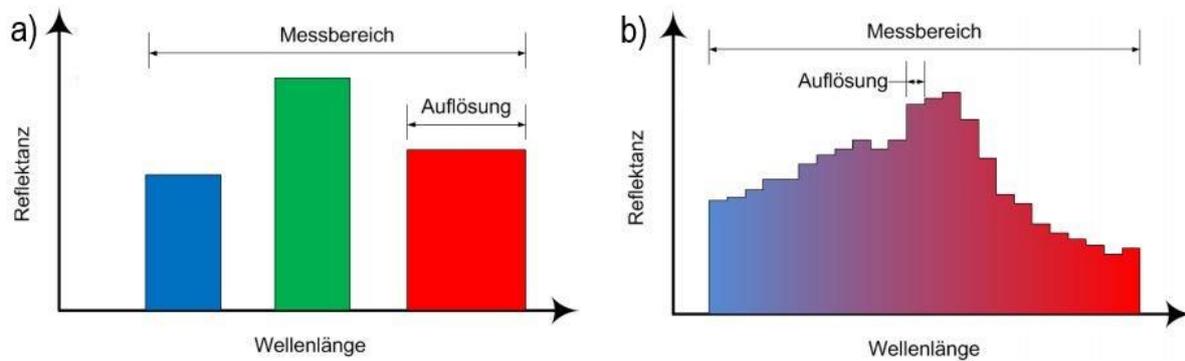


Abbildung 9: Messbereich und Auflösung von a) Multispektral- und b) Hyperspektralsensoren (verändert nach NOACK (2018)).

Als weiteres Unterscheidungsmerkmal kann die räumliche Auflösung herangezogen werden, die sowohl durch die Bildauflösung des Sensors als auch durch den Abstand zum Untersuchungsobjekt beeinflusst wird. Sie wird in den Einheiten Pixel/m bzw. m/Pixel angegeben und ist von Bedeutung, da die Spektrometer die reflektierte oder transmittierte Strahlung nicht räumlich auflösen können und die erfassten Intensitäten aus diesem Grunde in einem Wert zusammengefasst werden. Sofern es sich um bildgebende Sensoren handelt werden die Intensitäten der elektromagnetischen Strahlung in Form eines Rasters erfasst. Jeder Zelle (Pixel) des jeweiligen Bildes wird hierbei ein Intensitätsmesswert einer Wellenlänge zugeordnet. So kann ein Digitalfoto, welches mit einer klassischen RGB-Kamera aufgenommen wurde, in drei Raster mit den Intensitäten für die Farben Rot, Grün und Blau zerlegt werden. In Abhängigkeit von der Anzahl an Spektralkanälen bestehen Multi- und Hyperspektralbilder demnach aus einer Vielzahl an kongruenten Rastern.

Mithilfe von Multi- und Hyperspektralsensoren kann sowohl die Reflexion als auch die Transmission bestimmt werden, wobei sich unter Feldbedingungen die Messung der Reflexion etabliert hat und Transmissionsmessungen vornehmlich im Labor durchgeführt werden. Da die Intensität der Einstrahlung die Intensität der Reflexion maßgeblich beeinflusst ist sie bei der jeweiligen Messung zu berücksichtigen. Dies gelingt, indem Multi- und Hyperspektralsensoren mit aktiven Lichtquellen ausgestattet werden, da in diesem Falle aus dem Verhältnis von eingestrahelter und reflektierter Intensität die Reflexion als derjenige relative, prozentuale Anteil des Lichts, der reflektiert wird, berechnet werden kann. Passive Multi- und Hyperspektral-

sensoren sind zum Teil mit Lichtsensoren ausgestattet, die in Richtung des Himmels ausgerichtet die Intensität der Einstrahlung messen. Die Reflexion wird mit einem zweiten, auf das jeweilige Objekt ausgerichteten Sensor gemessen. Aus dem Verhältnis der beiden gemessenen Intensitäten kann ebenfalls die Reflexion berechnet werden. Steht ein Lichtsensor nicht zur Verfügung und wird lediglich die Reflexion des jeweiligen Gegenstandes bzw. Objekts gemessen muss die wechselnde Intensität der Einstrahlung als Unbekannte angesehen werden. Um diese Variabilität der Einstrahlung zu kompensieren werden häufig so genannte Vegetationsindices berechnet, die die Reflexionen der unterschiedlichen Wellenlängenbereiche ins Verhältnis setzen.

Um Zusammenhänge zwischen der spektralen Signatur und den chemischen oder physikalischen Eigenschaften des jeweiligen Untersuchungsobjekts herzustellen werden Kalibrierverfahren angewandt. Bei Multi- und Hyperspektralsensoren besteht die Besonderheit, dass einem Zielwert eine Vielzahl von Messwerten in Form der Reflexion oder Transmission in den unterschiedlichen Wellenlängenbereichen gegenüberstehen. Klassische und vergleichsweise einfache statistische Methoden wie Korrelations- und Regressionsanalysen können aus diesem Grunde nicht angewendet werden. Vielmehr werden multivariate Methoden wie Partial Least Square Regression (PLSR), Support Vector Regression (SVM) oder aber Deep-Learning-Ansätze, beispielsweise in Form künstlicher neuronaler Netzwerke, angewendet. Ziel der Anwendung dieser Methoden ist die Aufstellung eines Kalibriermodells, welches aus den Intensitätsmessungen in den verschiedenen Wellenlängenbereichen und aus Daten, die durch Referenzmessungen gewonnen wurden, ermittelt wird. Die Anzahl der für die Bildung des jeweiligen Modells verwendeten Proben muss hierbei hinreichend groß sein. Zudem müssen die Proben die gesamte Spanne potenziell auftretender Zielwerte abdecken. Die Aufstellung robuster, zuverlässig schätzender Modelle stellt somit eine große Herausforderung dar und bedarf eines reichen Erfahrungsschatzes. Hinzu kommt, dass sowohl Multi- als auch Hyperspektralsensoren in aller Regel immense Datenmengen liefern, weshalb die schnelle Übertragung der Daten im Feld, die Speicherung der Daten und deren möglichst reibungslose und schnelle Verarbeitung durch nachgelagerte Analysesysteme derzeit noch viele Fragen aufwirft. Diese müssen im Rahmen künftiger Forschungsvorhaben bearbeitet werden, um einen effizienteren Einsatz von Multi- und Hyperspektralsensoren zum Zwecke der Phänotypisierung unter Feldbedingungen zu ermöglichen.

2.3. Plattformen

Die Effizienz der im Rahmen der Phänotypisierung eingesetzten Sensoren wird maßgeblich durch die Performanz der sie tragenden Plattformen beeinflusst. Eine möglichst gleichmäßige Bewegung der Plattform durch den Beobachtungsraum steigert die Qualität der jeweiligen Beobachtung. Den Idealfall, der in der Praxis jedoch nicht immer erreicht wird, bilden Daten von

gleichbleibender Qualität bei einem nahezu konstanten Aufnahmeabstand (TOTH & HUTZI 2017). Als Trägermedium für die im Rahmen der Phänotypisierung eingesetzten Sensoren werden unterschiedliche Plattformen verwendet, deren Leistungsvermögen kontinuierlich gesteigert werden konnte. Während Satelliten und bemannte Luftfahrzeuge bereits seit geraumer Zeit als Trägermedien eingesetzt werden und aus diesem Grunde als klassische Plattformen der Fernerkundung gelten wurden zunehmend neue Plattformen wie beispielsweise UAV entwickelt, die neue Möglichkeiten und Potenziale offenlegten. Im Folgenden werden die nach dem derzeitigen Forschungsstand klassischerweise im Rahmen der Phänotypisierung eingesetzten Plattformen beschrieben. Die Plattformen werden hierbei zwecks einer besseren Übersicht in Bodenplattformen und Luftplattformen unterteilt.

2.3.1. Bodenplattformen

2.3.1.1. Stationäre und mobile Phänotypisierungsmasten

Phänotypisierungsmasten werden in stationäre und mobile Modelle unterteilt. Der für die Erfassung der Pflanzeigenschaften genutzte Sensor wird bei dieser Art Plattform an einem Mast angebracht, der klassischerweise aus Aluminium, Stahl oder Kunststofffasern gefertigt ist (JIN et al. 2020). Stationäre Anlagen ähneln in ihrem Aufbau einer klassischen Feldwetterstation. In der Regel werden an dieser Variante kostengünstige RGB-Kameras genutzt, die an dem Mast angebracht werden. Die vom Sensor generierten Aufnahmen werden in regelmäßigen Zeitabständen auf eine Serverplattform geladen (ARAUS et al. 2018). Auf diese Weise können Veränderungen von Pflanzenparametern im Zeitverlauf zuverlässig beurteilt werden. Stationäre Phänotypisierungsmasten erfassen hierbei jedoch lediglich einen Teilabschnitt der jeweiligen Untersuchungsparzelle. Um vergleichsweise große Experimentierfelder analysieren zu können müssen somit mehrere Kameras installiert werden, deren Aufnahmen das jeweilige Feld bestmöglich abdecken. Insbesondere bei großen Untersuchungsflächen steigen die Investitionskosten somit stark an (JIN et al. 2018). Die an mobilen Phänotypisierungsmasten verbauten Kameras und Sensoren liefern aufgrund ihres geringen Bodenabstandes von ein bis drei Metern Aufnahmen in vergleichsweise hoher Auflösung. Die Kamera bzw. der Sensor wird hierbei in aller Regel mithilfe einer WLAN-Verbindung anhand eines Mobiltelefons angesteuert. Da mobile Phänotypisierungsmasten von Hand versetzt werden müssen sind insbesondere bei großen Versuchsflächen viele Arbeitskräfte vonnöten, um die Plattformen über die Fläche zu bewegen. Die mithilfe von stationären und mobilen Phänotypisierungsmasten generierten Daten werden beispielsweise für die Ermittlung von Bestandesdichten, des Bedeckungsgrades, des Blütestatus und für die Berechnung von Vegetationsindices verwendet (JIN et al. 2020).

2.3.1.2. Mobile Plattformen

Mobile Phänotypisierungsplattformen untergliedern sich in autonome, händisch getriebene und traktorgetriebene Modelle. Sie ermöglichen einen flexiblen Einsatz unterschiedlicher Kamera- und Sensormodelle auf ein- und derselben Plattform. Autonome Systeme verfügen neben dem jeweils benötigten Sensor in aller Regel über ein Datenerfassungssystem, eine integrierte GPS-Empfangseinheit, ein Navigationssystem, ein Speichermedium für die anfallenden Daten und eine Stromversorgungseinheit (COMAR et al. 2012). Durch das Zusammenspiel aus Sensor und GPS-System werden eine Austauschbarkeit der Komponenten und eine effiziente Datensammlung gewährleistet. Zudem werden in den vom jeweiligen Sensor gelieferten Daten Koordinaten hinterlegt, die eine Georeferenzierung des Materials ermöglichen. Mithilfe des Navigationssystems kann eine möglichst effiziente Fahrtroute über die jeweilige Versuchsfläche erstellt werden. Die Qualität des Datenmaterials wird über das Datenerfassungssystem abgesichert, indem die eingehenden Daten analysiert und Einflüsse durch wechselnde Hintergrundbeleuchtung reduziert werden. Eine kontinuierliche Stromversorgung wird über die Stromversorgungseinheit sichergestellt. Sofern RGB-Kameras, Multi- und Hyperspektralsensoren oder Thermalsensoren in Kombination verbaut sind können selbstfahrende Phänotypisierungsplattformen für jede Parzelle zeitgleich unterschiedliche Aufnahmen bereitstellen, die beispielsweise für die Ermittlung der Bestandesbedeckung, der Bestandeshöhe und -temperatur, des Chlorophyll- und Stickstoffgehalts, des Wassergehalts und für Schätzungen der Biomasse, des Ertrages und der Qualitätseigenschaften herangezogen werden können. Allerdings sind für die Beschaffung derart komfortabel ausgestatteter Systeme hohe Investitionssummen aufzubringen (JIN et al. 2020).

Händisch getriebene Phänotypisierungsplattformen müssen durch menschliches Zutun über die jeweilige Versuchsfläche bewegt werden (JIN et al. 2020). Als Beispiel sei das Phenomobile Lite genannt. Dessen Bedienung erfolgt anhand eines Laptops, was die stetige Anwesenheit einer Bedienperson erforderlich macht. Zur Erfassung der Pflanzenparameter nutzt das System RGB-Kameras, Multi- bzw. Hyperspektralsensoren und Thermalsensoren (JIMENEZ-BERNI et al. 2018). Händisch getriebene Phänotypisierungsplattformen sind in der Beschaffung günstiger als autonome Systeme. Hinsichtlich der Qualität des Datenmaterials und der Nutzungseffizienz müssen von Seiten der Bedienerin bzw. des Bedieners jedoch Einschnitte hingenommen werden (JIN et al. 2020).

An Traktoren verbaute Phänotypisierungsplattformen verfügen über integrierte Sensor- und GPS-Systeme, ein Datenerfassungssystem und eine Stromversorgung (BARMEIER & SCHMIDHALTER 2017). Die verwendeten Sensoren messen die Reflexion des Pflanzenbestandes und berechnen auf dessen Grundlage Vegetationsindices, mit deren Hilfe beispielsweise Rückschlüsse auf die Stickstoffaufnahme der Pflanzen gezogen werden können. Bildmaterial wird

durch die Sensoren in der Regel nicht bereitgestellt. Mithilfe des GPS-System werden die Daten mit ihren zugehörigen Koordinaten versehen. Das Datenerfassungssystem ist für die Qualitätssicherung der Daten verantwortlich, indem es Einflüsse durch äußere Belichtungsbedingungen minimiert und die eingehenden Sensordaten auf Abweichungen kontrolliert. Die Stromversorgung des Systems wird über den Traktor sichergestellt (JIN et al. 2020). Als Beispiel für eine mittels Traktor angetriebene Phänotypisierungsplattform sei der PhenoTrac4 genannt, dessen Sensoren erfolgreich für die Berechnung von Vegetationsindices, der Stickstoffaufnahme, der Biomasse und der Wasserversorgung genutzt wurden. Da die verbauten Sensoren kein Bildmaterial liefern ist das System im Vergleich zu anderen Phänotypisierungsplattformen vergleichsweise günstig in der Anschaffung (BARMEIER & SCHMIDHALTER 2017).

2.3.1.3. Stationäre Plattformen

Stationäre Phänotypisierungsplattformen werden in Kombination mit RGB-Kameras, Multi- und Hyperspektralsensoren, Thermalkameras und Laserscannern eingesetzt (JIN et al. 2020). Als vollautomatisierte Plattformen werden sie bei Verwendung des entsprechenden Sensors für die zerstörungsfreie Analyse des Pflanzenwachstums, der Pflanzenphysiologie und- morphologie und des Gesundheits- und Stresslevels von Pflanzen genutzt. Stationäre Plattformen ermöglichen die gleichzeitige Analyse mehrerer Pflanzeigenschaften. Die Flächenleistung hingegen ist eingeschränkt. Auf Führungsschienen installierte Modelle sind jedoch durchaus in der Lage Versuchsflächen mit einer Größe von etwa einem Hektar abzudecken (VIRLET et al. 2017).

2.3.2. Luftplattformen

2.3.2.1. Unbemannte Luftfahrzeuge

Obwohl sie ursprünglich nicht für diesen Bereich entwickelt wurden haben sich unbemannte Luftfahrzeuge in der Fernerkundung zu einer beliebten Plattform entwickelt. Sie werden in unterschiedlichen Größen angeboten, wobei sich in der Fernerkundung vorwiegend Modelle mit maximalen Gesamtgewichten von 25 kg etabliert haben (TOTH & JUTZI 2017). Die Technologie entstammt den Bereichen der ferngesteuerten Modellflugzeuge und der militärischen Aufklärung (WATTS et al. 2012).

Ein UAV- System für die Fernerkundung besteht nach TOTH & JUTZI (2017) „aus einem mit Gas oder Strom betriebenen Flugkörper, einem Navigationssystem, einem oder mehreren bildgebenden Sensoren und dem Kommunikationssystem“. Bezüglich des Aufbaus der Flugkörper werden Systeme mit starren Flügeln (sog. Starrflügler) von Systemen mit Rotoren unterschieden. Starrflügler haben den Vorteil, dass sie verglichen mit Rotorsystemen bei gleicher Nutzlast eine längere Flugzeit bei höherer Fluggeschwindigkeit erreichen und aus diesem

Grunde verglichen mit Rotorsystemen eine höhere Flugeffizienz an den Tag legen (JIN et al. 2020). Für Start- und Landemanöver benötigen Starrflügler jedoch vergleichsweise viel Platz. Zudem besteht die Gefahr, dass die Aufnahmen bedingt durch die hohe Fluggeschwindigkeit verzerren (ZHANG & KOVACS 2012). Mit Rotorsystemen wie Quadkoptern, Hexakoptern oder Oktokoptern ist ein flexiblerer Einsatz möglich, da sie eine bessere Manövrierbarkeit erreichen und ihr Einsatz aus diesem Grunde an fast jedem Ort möglich ist (TOTH & JUTZI 2017). Die realisierbaren Fluggeschwindigkeiten und die Zuladung sind bei Rotorsystemen jedoch vergleichsweise gering (ZHANG & KOVACS 2012). Um den Flug zu überwachen und eine wegpunkt-basierte Navigation zu ermöglichen werden GNSS- und MEMS- (mikroelektromechanisches System) - Sensoren als IMU (Inertial Measurement Unit) eingesetzt.

Sowohl die Bordenergie als auch die gesetzlichen Bestimmungen für UAV in dem jeweiligen Einsatzgebiet bestimmen die Flugdauer und die Flughöhe (TOTH & JUTZI 2017). In Deutschland beispielsweise ist, sofern der Einsatzort nicht in einem besonderen Gebiet wie der Einflugschneise eines Flughafens liegt, lediglich eine Flughöhe von maximal 100 m und ein Betrieb in Sichtweite zulässig. Ergänzend sind in der Regel ein Kenntnisnachweis (Drohnenführerschein) und eine Genehmigung durch die jeweilige Landesluftfahrtbehörde erforderlich. Energie- und Kommunikationsbegrenzungen können den Aktionsradius zusätzlich einschränken, wodurch in der Regel lediglich kleine Gebiete befliegen werden können.

Aufgrund ihrer Vielfalt, ihres geringen Gewichts und der vergleichsweise geringen Kosten werden zum Zwecke der Fernerkundung unter UAV derzeit vorwiegend optische Kameras als Sensoren eingesetzt. Bedingt durch die vergleichsweise niedrige Flughöhe weisen die Bilder der Sensoren eine hohe räumliche Auflösung auf, aus denen sehr dichte Punktwolken abgeleitet werden können. Diese können im Anschluss für die Erstellung detaillierter Oberflächenmodelle und Orthobilder genutzt werden. Das Angebot an UAV, die für die Fernerkundung eingesetzt werden können, reicht von sofort einsatzbereiten und zugleich kostengünstigen Produkten über eigens zusammengestellte Systeme bis hin zu professionell konstruierten Spezialaufbauten. Viele Hersteller haben aufgrund des bedeutenden Marktpotenzials UAV-Plattformen entwickelt, die auf ihre eigens hergestellten Sensorsysteme zugeschnitten sind. Als Beispiele seien LiDAR-Sensoren wie das System Velodyne VLP-16 und das System Riegl VUX-16, aber auch hyperspektrale Systeme wie die Rikola-Kamera genannt (TOTH & JUTZI 2017).

2.3.2.2. Bemannte Luftfahrzeuge

Bis vor etwa einem Jahrzehnt die Ära der kommerziellen Fernerkundungssatelliten begann waren die Flugzeugplattformen für die Industrieländer die wichtigsten Datenquellen für raumbezogene Daten (TOTH & JUTZI 2017). An bemannten Luftfahrzeugen können grundsätzlich

alle Sensoren verbaut werden, die auch an unbemannten Luftfahrzeugen eingesetzt werden. Bemannte Luftfahrzeuge können große Gebiete in vergleichsweise kurzer Zeit abdecken. Jedoch müssen Einschnitte bei der räumlichen Auflösung hingenommen werden. Die Zuladung ist höher als bei unbemannten Luftfahrzeugen (JIN et al. 2020). Mithilfe bemannter Luftfahrzeuge generierte Aufnahmen werden für die Bestimmung des GAI, der Biomasse, des Chlorophyllgehalts, des Stickstoffgehalts und der Pflanzenlänge genutzt (SANKARAN et al. 2015).

2.3.2.3. Satellitenplattformen

Satellitenplattformen zum Zwecke der Fernerkundung wurden vor über 40 Jahren zum ersten Mal eingesetzt und werden mittlerweile von etwa 50 Ländern der Erde betrieben (TOTH & JUTZI 2017). Satellitenplattformen ermöglichen praktisch die Beobachtung der gesamten Erdoberfläche, indem sie die Erde in kreisförmigen, polnahen Umlaufbahnen überfliegen. Die sonnen-synchrone Lage der Umlaufbahnen führt herbei, dass der Äquator stets zur selben Uhrzeit überflogen wird und auf diese Weise möglichst gleichbleibende Aufnahmebedingungen vorherrschen. Die Lage der Satellitenbahn im Raum wird stets beibehalten. Die Rotation der Erdkugel bewirkt jedoch, dass die Erdoberfläche unter der Bahn hindurch wandert und die Bodenspuren der aufeinander folgenden Umläufe aus diesem Grunde etwas gegeneinander versetzt sind. Durch die Wahl der Bahnparameter ist nach und nach die Aufnahme der gesamten Erdoberfläche möglich. Dieser Vorgang wiederholt sich in einem festen Zyklus, dessen Dauer von dem jeweils eingesetzten Satellitensystem abhängt (ALBERTZ 2009).

Die Bodenauflösung konnte im Laufe der Zeit kontinuierlich gesteigert werden und liegt mittlerweile im Meterbereich. Aufgrund der schnellen Entwicklung im Bereich der Satellitentechnik wird künftig mit höheren Bodenauflösungen in Größenordnungen von unter einem Meter zu rechnen sein (JIN et al. 2020). Sie erreicht aber dennoch nicht die Genauigkeit von bemannten und unbemannten Luftfahrzeugen, mobilen oder statischen Plattformen. Zudem ist eine hohe Abhängigkeit vom Grad der Bewölkung gegeben, der eine Nutzung der entstandenen Bilder unter Umständen unmöglich machen kann. Die Bodenauflösung ist bis dato zu gering um Satellitenaufnahmen für die Analyse von Parzellenversuchen nutzen zu können (JIN et al. 2018). Im Gegenzug hat die rapide Entwicklung der Raumfahrttechnik herbeigeführt, dass die Bildaufnahme mittels satellitengestützter Plattformen mit zum Teil mehreren Kanälen mit der Zeit für den größten Teil der Interessierten erschwinglich wurde (JIN et al. 2020; TOTH & JUTZI 2017). Ausführliche Informationen zu den jeweiligen Satellitenmissionen der Länder finden sich unter dem Link <http://directory.eoportal.org/web/eoportal/home> sowie bei MULLA (2013), TOTH & JUTZI (2017) und NOACK (2019).

2.4. Anwendungsfelder

Die Techniken der Fernerkundung haben in der praktischen Landwirtschaft, im Feldversuchswesen und in der Pflanzenzüchtung aufgrund des enormen Potenzials und der vielfältigen Möglichkeiten mit der Zeit eine weite Verbreitung erlangt. Das nachfolgende Kapitel gibt einen Überblick, auf welche Weise und mit welchem Ziel die in den vorigen Kapiteln beschriebenen Sensoren und Plattformen in der praktischen Landwirtschaft, in der Pflanzenzüchtung und im Feldversuchswesen Anwendung finden.

Um im Rahmen einer effizienten Landbewirtschaftung möglichst schnell eine Entscheidung für oder gegen eine ackerbauliche Maßnahme treffen zu können werden möglichst aktuelle Informationen über die auf der jeweiligen landwirtschaftlichen Fläche vorherrschenden Gegebenheiten benötigt (ATZBERGER 2013). Grundlegende Informationen über den Zustand der Ackerfläche und/ oder den Entwicklungszustand der Pflanzenbestände kann die Landwirtin bzw. der Landwirt bereits mithilfe von durch bemannte Luftfahrzeuge oder Satelliten erstellte RGB-Karten erhalten. Die Karten werden frei verfügbar über Kartendienste wie Google Maps, Google Earth oder Bing Maps des Unternehmens Microsoft bereitgestellt. Mit einer RGB-Kamera ausgestattete UAV bieten sich zu diesem Zwecke ebenfalls an und werden aufgrund der höheren räumlichen und zeitlichen Auflösung, der flexiblen Handhabung und moderater Anschaffungskosten zunehmend beliebter. Anhand der Karten bzw. der mittels UAV generierten Aufnahmen lassen sich auf der jeweiligen Fläche beispielsweise lagernde oder frühreife Teilstücke identifizieren. Die Priorisierung anstehender Erntemaßnahmen wird auf diese Weise maßgeblich erleichtert. Im Falle eines Betriebsleiterwechsels oder bei Erwerb neuer Flächen ermöglichen die Aufnahmen eine rasche Erfassung der vorherrschenden Standortverhältnisse. Hierzu zählen Informationen über die Größe und den Zuschnitt der Fläche und die Lokalisierung von heterogenen Teilstücken, Drainagen und Hindernissen wie Schilfinseln, Stromleitungsmasten sowie von Erosionsschäden (WILD & SCHMIEDEL 2017). Im Falle von Rechtsstreitigkeiten, die insbesondere bei Wild- und Hagelschäden, im Rahmen des Wegebaus oder bei Maßnahmen des Naturschutzes aufkommen können, dienen die Aufnahmen als verlässliche Dokumentationsgrundlage (GRENZDÖRFFER & BILL 2001).

Besondere Bedeutung erlangte die Fernerkundung für die landwirtschaftliche Praxis durch den Einzug des Precision Farming. Precision Farming zielt darauf ab, die Landbewirtschaftung an die natürliche Heterogenität der Naturräume anzupassen und auf diese Weise die Erträge bei gleichzeitiger Einsparung von Betriebsmitteln und einer damit verbundenen Schonung der Umwelt zu steigern (MULLA 1993; MULLA 2013). In Bezug auf die Bereitstellung aktueller und detaillierter Informationen über die Schläge dient die Fernerkundung der Landwirtschaft als ideale Ergänzung zu den herkömmlich praktizierten terrestrischen Verfahren und bildet aufgrund des Raumbezugs der Daten eine bedeutende Informations- und Entscheidungsgrundlage für

eine teilflächenspezifische Bewirtschaftung (GRENZDÖRFFER & BILL 2001). Auch im Feldversuchswesen und in der Pflanzenzüchtung hat sich die Fernerkundung mit den durch sie bestehenden technischen Möglichkeiten zu einem Hilfsmittel entwickelt, dem bedeutendes Potenzial zugesprochen wird. Ziel ist hier die Ablösung der bislang von Hand durchgeführten Bonituren durch geeignete Sensoren und Plattformen, um einheitliche Boniturergebnisse aus lediglich einer Quelle zu generieren und Zeit und Kosten zu sparen (CLEVERS 1986). Im Bereich der Pflanzenzüchtung sollen die technischen Möglichkeiten der Fernerkundung dazu beitragen den Züchtungsfortschritt zu beschleunigen und effizienter zu gestalten. Die Anforderungen an die in den Bereichen des Precision Farming, des Feldversuchswesens und der Pflanzenzüchtung verwendeten Plattformen und Sensoren sind in diesem Zusammenhang vergleichsweise hoch, da zum Teil recht spezifische Boden- und Pflanzeigenschaften zuverlässig bestimmt werden müssen.

Die Fernerkundung konzentriert sich hinsichtlich der Ermittlung spezifischer Boden- und Pflanzeigenschaften in den Bereichen der Präzisionslandwirtschaft, des Feldversuchswesens und der Pflanzenzüchtung mittlerweile auf eine Vielzahl von Anwendungsfällen. Im Bereich der Bodenanalyse spielen die Bestimmung der Menge an organischer Substanz (HONG et al. 2018; ANGELOPOULOU et al. 2020), der Bodenfeuchte (MOHANTY et al. 2017; PENG et al. 2017), des Tongehalts und des Gehalts an organischem Kohlenstoff (LIU et al. 2018, MONDAL et al. 2017), des pH-Werts (GHAZALI et al. 2020) sowie die Kartierung und Bewertung von Versalzung- und Desertifikationsprozessen (LAMQADEM et al. 2018, SCUDIERO et al. 2017, GUO et al. 2017) eine bedeutende Rolle. Auf Ebene des Pflanzenbestandes werden die Techniken der Fernerkundung mittlerweile zur frühen Kartierung von Nutzpflanzen, zur Analyse des Wachstumszustandes (Stickstoff- und Wasserversorgung, Befall mit pilzlichen und tierischen Schaderregern, phänologische Parameter, Lager) und zur Ertragsschätzung herangezogen. Die auf Ebene des Pflanzenbestandes genannten Anwendungsfelder werden im Folgenden näher erläutert.

2.4.1. Kartierung von Nutzpflanzenbeständen

Im Hinblick auf die regionale Erzeugung von Nahrungsmitteln, die Abschätzung der Erträge, die Lebensmittelsicherheit und den Handel mit landwirtschaftlichen Gütern stellt die frühzeitige Kenntnis über den Anbauumfang von Kulturen innerhalb eines bestimmten Anbaugebiets und über deren Zustand eine wertvolle und nützliche Information dar (BECKER-RESHEF et al. 2010; SONG et al. 2017). Aufgrund der zunehmenden Verfügbarkeit von Daten und ihrer vergleichsweise hohen räumlichen, zeitlichen und spektralen Auflösung werden insbesondere passive, an Satelliten verbaute Sensoren für die frühzeitige Kartierung von Nutzpflanzenbeständen genutzt (BIRADAR et al. 2009; YANG et al. 2019). Multispektrale Satellitendaten wurden bereits in

bzw. seit den frühen 1970er Jahren zur Klassifizierung von Kulturlandschaften bzw. zur Unterscheidung von Landnutzungsrichtungen herangezogen. BAUER & CIPRA (1973) gelang es, Agrarlandschaften im mittleren Westen der USA nach Maisanbauflächen und Anbauflächen der Sojabohne mithilfe des auf dem Satelliten Landsat-1 verbauten Multispektralsensors MSS mit einer Genauigkeit von 83 % zu klassifizieren. KUSSUL et al. (2012) verglichen die Eignung der von unterschiedlichen Satellitensystemen bereitgestellten Daten für die Bestimmung des Anbauumfangs unterschiedlicher Feldfrüchte in einem 78500 km² großen Areal in der Ukraine. SCHMEDTMANN & CAMPAGNOLO (2015) nutzten von Satelliten bereitgestellte Daten zur flächenbasierten Unterscheidung von Feldfrüchten um ein verlässliches Kontrollinstrument zu entwickeln, das im Rahmen der Flächenkontrollen im Bereich der Agrarförderung eingesetzt werden kann um die bisherigen kosten- und zeitintensiven Flächenkontrollen zu ersetzen. Zur Analyse multitemporaler Fernerkundungsdaten, die zur Klassifizierung von Nutzpflanzenbeständen genutzt werden sollen, wurden mit der Zeit unterschiedliche Klassifizierungsalgorithmen wie Support Vector Machines, Random Forest, Entscheidungsbäume und neuronale Netzwerke entwickelt (DONG et al. 2015; SHAO et al. 2016; AZAR et al. 2016; VILLA et al. 2015; GÓMEZ et al. 2016; WALDNER et al. 2016). Sie ermöglichen die Verarbeitung und Analyse der in der Zeitfolge gewonnenen Daten, wodurch die Charakterisierung von Wachstumszuständen und die daran angeschlossene Klassifizierung von Nutzpflanzen möglich werden.

Aufgrund ihrer Unabhängigkeit von den klimatischen und atmosphärischen Einflüssen wurden auch Radarsysteme mit synthetischer Apertur (engl. Synthetic Aperture Radar, kurz SAR) für die Klassifizierung von Nutzpflanzen verwendet (JIN et al. 2015; BOUVET & LE TOAN 2011; CHOUDHURY & CHAKRABORTY 2006). Auch Kombinationen aus optischen Satellitendaten und SAR- Aufnahmen wurden in unterschiedlichen Studien für die Klassifizierung von Weizen, Baumwolle, Mais, Zuckerrohr und Reis herangezogen (SKAKUN et al. 2017; HAO et al. 2018; JIANG et al. 2019; STROPPIANA et al. 2019). Werden unbemannte Luftfahrzeuge für die Klassifizierung von Nutzpflanzen verwendet können verglichen mit Satellitenaufnahmen Daten mit deutlich höherer räumlicher Auflösung genutzt werden (JIN et al. 2020). Mit RGB-Kameras und Multispektralsensoren ausgestattete unbemannte Luftfahrzeuge wurden für die Klassifizierung von Nutzpflanzen und Unkräutern eingesetzt (STROPPIANA et al. 2018). Durch künftige Steigerungen der räumlichen und zeitlichen Auflösung der von Satelliten und unbemannten Luftfahrzeugen bereitgestellten Daten werden selbstlernende Systeme wie Convolutional Neural Networks (KRIZHEVSKY et al. 2012) oder rekurrente neuronale Netze (ZAREMBA et al. 2014) für die frühe Kartierung von Nutzpflanzen künftig effizienter einsetzbar sein.

2.4.2. Analyse von Wachstumszuständen

Stickstoffversorgung

In seiner Funktion als Baustein von Eiweißstoffen, Enzymen und Vitaminen erfüllt der Stickstoff wichtige Funktionen im Stoffkreislauf von Pflanzen (LOCHNER & BREKER 2011). Ein Stickstoffmangel äußert sich in einer Abnahme des Chlorophyllgehalts, einer verringerten Fotosyntheserate und einer verringerten Widerstandskraft gegenüber Krankheits- und Schädlingsbefall (MCCAULEY et al. 2009). Anhand von Reflexionsmessungen im sichtbaren und nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums können die genannten Parameter erfasst werden (SANKARAN et al. 2015; SABERIOON et al. 2014). Untersuchungen von GEIPEL et al. (2016) zeigten, dass ein mit einem Multispektralsensor ausgestattetes unbemanntes Luftfahrzeug zur Bestimmung der genannten Parameter bei variierender Stickstoffversorgung geeignet ist. Auch an mobilen Phänotypisierungsplattformen verbaute Multi- und Hyperspektralsensoren erwiesen sich als geeignet, um den Stickstoffgehalt bei variierender Versorgung zu bestimmen (SCHMIDHALTER et al. 2003; BARMEIER & SCHMIDHALTER 2017). Auch in Verbindung mit unbemannten Luftfahrzeugen oder mobilen Phänotypisierungsplattformen eingesetzten Fluoreszenzsensoren wird hinsichtlich der Erfassung von Pflanzeigenschaften unter Stickstoffmangel ein großes Potenzial zugesprochen. Bedeutende Chancen ergeben sich im Falle einer erfolgreichen Entwicklung spezifischer, leichtgewichtiger spektraler Fluoreszenzsensoren, die in Verbindung mit unbemannten Luftfahrzeugen oder mobilen Phänotypisierungsplattformen eingesetzt werden können (JIN et al. 2020).

Wasserversorgung

Die pflanzliche Reaktion auf eine mangelnde Wasserversorgung erfolgt in Form eines Schließens der Stomata, wodurch sowohl das Pflanzenwachstum als auch die Fotosyntheserate beeinträchtigt ist. Zudem ist die Pflanze bei geschlossenen Stomata lediglich eingeschränkt in der Lage, ihren Organismus mithilfe der Transpiration herunter zu kühlen (SANKARAN et al. 2015). Aus diesem Grunde kann die Temperatur des Bestandes als Indikator für die Reaktion von Nutzpflanzen auf eine mangelnde Wasserversorgung herangezogen werden (JACKSON et al. 1977). Studien von WINTERHALTER et al. (2011), THOMPSEN et al. (2018), CHAPMAN et al. (2014) und JONES et al. (2009) ermittelten die Bestandestemperatur von unter Wassermangel leidenden Pflanzen, um trockenolerante Sorten zu selektieren. Hierfür eignen sich Thermal-kameras, die in Verbindung mit unbemannten Luftfahrzeugen oder mobilen Phänotypisierungsplattformen in kurzer Zeit vergleichsweise viele Aufnahmen liefern können (TATTARIS et al. 2016) und auf diese Weise eine effiziente Selektion trockenoleranter Sorten ermöglichen (JIN et al. 2020). Mithilfe von Sensoren, die im sichtbaren und nahinfraroten Bereich des elekt-

romagnetischen Spektrums arbeiten, können Begleiteffekte von Wassermangel wie eine verminderte Produktion von Biomasse bestimmt werden (GUTIERREZ et al. 2010). Aus diesem Grunde bietet sich eine kombinierte Nutzung von Thermalkameras und Multi- bzw. Hyperspektralsensoren an, um trockenolerante Genotypen maximal effizient zu selektieren (HASSAN et al. 2018; THOMPSON et al. 2018).

Befall mit pilzlichen und tierischen Schaderregern

Durch die weite Verbreitung von Pathogenen wie Pilzen, Virose, Nematoden und Bakterien hervorgerufene Ertragsverluste gelten als anhaltendes Problem der landwirtschaftlichen Produktion (JIN et al. 2020). Um die Ausfälle zu minimieren werden neben der herkömmlichen visuellen Begutachtung der Schläge weitere Technologien entwickelt werden müssen, die eine schnelle, großflächige und damit effiziente Lokalisierung des Auftretens von Befall auf den Flächen ermöglichen (FANG & RAMASAMY 2015). Im Laufe der Zeit haben sich zahlreiche Studien mit der Erkennung und der daraus abgeleiteten Schätzung insbesondere des Befalls mit pilzlichen Schaderregern in verschiedenen Kulturarten beschäftigt. Die Untersuchungen wurden zum Teil unter kontrollierten Bedingungen im Labor durchgeführt. Eine Vielzahl von Studien widmet sich inzwischen jedoch auch der Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern unter Feldbedingungen unter Zuhilfenahme der Techniken der Fernerkundung. In diesem Zusammenhang kommen unterschiedliche Plattformen zum Einsatz, die mit bodennah arbeitenden Sensoren wie RGB-Kameras, Multi- und/ oder Hyperspektralsensoren ausgestattet sind (SANKARAN et al. 2013; YAMAMOTO et al. 2017; BEHMANN et al. 2018). Der Einsatz unbemannter Luftfahrzeuge zur Abschätzung des Befalls mit Schaderregern und der Toleranz unterschiedlicher Sorten gegenüber Befall ist bis dato hingegen vergleichsweise wenig erforscht (SANKARAN et al. 2015).

BOHNENKAMP, PAULUS & MAHLEIN (2019) verwendeten Hyperspektraldaten, um Gelbrostbefall in Winterweizen und Cercosporabefall in Zuckerrüben zu erfassen. Die Messungen in der Zuckerrübe erfolgten mithilfe eines Stativs vom Boden aus. Die Daten wurden mithilfe des Savitzky-Golay-Algorithmus geglättet. Im Anschluss erfolgte eine Maskierung auf Grundlage einer Einzelwellenlängenmessung bei 590 nm und des BGI-Vegetationsindex. Auf diese Weise war eine Unterscheidung zwischen inokulierten und mit Fungiziden behandelten Parzellen bereits in frühen Wachstumsstadien der Zuckerrübe möglich. Die größten spektralen Unterschiede zwischen inokulierten und gesund gehaltenen Parzellen konnten in den Wellenlängenbereichen 550 nm – 675 nm und 730 nm – 1000 nm beobachtet werden. Die Aufnahmen im Winterweizen wurden mithilfe eines auf Rädern montierten Stahlgestells generiert. Der Abstand zwischen dem Sensor und dem Bestand betrug 50 cm. Die gewonnenen Daten wurden mittels der überwachten Klassifikationsmethode Support Vector Machine klassifiziert. Anhand des Messaufbaus konnten die Krankheitssymptome mit einer Größe von bis zu wenigen

Millimetern aufgelöst werden. Über die angeschlossene Quantifizierung des Anteils Pixel pro Klasse konnte schlussendlich der Befallsgrad errechnet werden. BEHMANN et al. (2018) nutzten eine handgetragene, leicht zu bedienende Hyperspektralkamera um den Befall von Gerste mit echtem Mehltau auf der Bestandesebene zu erfassen. Durch die Kombination aus Hyperspektralaufnahmen und der Bildanalyse mittels Support Vector Machines konnten die Autoren hinsichtlich der Quantifizierung des Befalls mit den visuellen Betrachtungen übereinstimmende Schätzergebnisse erzielen. Um Gelbrostbefall in mittels UAV generierten Hyperspektralaufnahmen automatisiert zu erfassen entwickelten ZHANG et al. (2019) ein auf einem neuronalen Netzwerk basierendes Modell, das zur Bestimmung des Befalls sowohl spektrale als auch räumliche Informationen nutzte. Die Autoren verglichen das erstellte Modell mit dem Klassifikations- und Regressionsverfahren Random Forest, das zur Schätzung des Befalls lediglich die spektralen Informationen nutzte. Durch die Kombination spektraler und räumlicher Informationen in dem erstellten Modell konnte die Genauigkeit der Schätzung des Gelbrostbefalls verglichen mit der alleinigen Nutzung spektraler Informationen im Random Forest-Verfahren signifikant gesteigert werden. So betrug die Genauigkeit der Schätzung mittels Random Forest 0,77 während das von den Autoren erstellte Modell eine Schätzgenauigkeit von 0,85 erreichen konnte. Um die Genauigkeit der Schätzung im Vegetationsverlauf zu testen wurden an insgesamt fünf verschiedenen Terminen von Ende April bis Mitte Mai Aufnahmen generiert. Die höchste Schätzgenauigkeit konnte bei späteren Aufnahmetermenen Mitte Mai erzielt werden. GUO et al. (2021) nutzten mittels UAV generierte Hyperspektralaufnahmen um das Ausmaß des Befalls mit Gelbrost auf der Feldebene zu schätzen. Die Autoren verwendeten verschiedene Vegetationsindices und Strukturmerkmale sowie Kombinationen aus beidem um zu unterschiedlichen Infektionszeitpunkten (früher, mittlerer und später Infektionstermin) innerhalb der Vegetationsperiode auf PLS-Regression basierende Monitoringmodelle zu erstellen.

Untersuchungen von DEVADAS et al. (2008), HUANG et al. (2014), ZHENG et al. (2018) und YU et al. (2018) beschäftigten sich mit der Frage, ob eine verlässliche Erfassung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern mithilfe bestehender oder im Rahmen der jeweiligen Untersuchung neu entwickelter spektraler Indices gelingen kann. Im Falle des gleichzeitigen Auftretens unterschiedlicher Erreger wurde zudem geprüft ob die Indices eine differenzierte Schätzung des Befalls ermöglichen. Ergänzend zu der Nutzung spektraler Indices entwickelten YU et al. (2018) das volle Spektrum des verwendeten Hyperspektralsensors nutzende PLS-Regressionsmodelle und konnten bezüglich der Schätzung von Septoria Blattdürre auf diese Weise verbesserte und zuverlässigere Resultate erzielen. Einen umfassenden Überblick über den Stand der Forschung hinsichtlich der Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern geben die Arbeiten von MAHLEIN (2016), GOGOI et al. (2018) und SATAPATHY (2020).

Die Ergebnisse der Studien verdeutlichen, dass eine effektive Bestimmung der Ausprägung von Befall mit pilzlichen Schaderregern und der Resistenz von Sorten gegenüber Infektionen mithilfe von bodennah und in Kombination mit unbemannten Luftfahrzeugen eingesetzten Sensoren möglich ist. Insbesondere in der Pflanzenzüchtung werden die Sensoren künftig ihr großes Potenzial ausspielen und eine effizientere Selektion resistenter und toleranter Stämme ermöglichen. Dies wird insbesondere dann der Fall sein, wenn die Sensoren in Kombination mit neu entwickelten Methoden der Bildklassifizierung eingesetzt werden (JIN et al. 2020).

Schätzung des Ausmaßes von Lager

Lager bezeichnet die permanente Abweichung von Nutzpflanzen von der aufrechten Position (PINTHUS 1974), erschwert die Ernteabläufe und hat in aller Regel Ertrags- und Qualitätsverluste zur Folge (BERRY et al. 2004). Die möglichst präzise und schnelle Beurteilung des Ausmaßes von Lager liefert somit einen wichtigen Beitrag für die Forschung, erleichtert im Bereich der Pflanzenzüchtung die Selektion standfester Sorten und trägt zu einer Optimierung des Anbaumanagements, einer effizienteren Erzeugung von Nahrungsmitteln und der Vermeidung von Ertragsausfällen bei (JIN et al. 2020). Die durch Lager hervorgerufenen Änderungen in der Struktur der Pflanzen (HOSOI & OMASA 2012), in den biochemischen Eigenschaften (BARET et al. 2007) und in der Morphologie wirken sich auf die Reflexions- und Rückstrahlungseigenschaften der Pflanzen in den verschiedenen Wellenlängenbereichen aus und können somit anhand geeigneter Spektrometer erfasst werden

Phänotypisierungsplattformen wurden bis dato in zahlreichen Studien zur Abschätzung des Ausmaßes von Lager in Nutzpflanzen eingesetzt (SUSKO et al. 2018; WILKE et al. 2019; YANG et al. 2020; CHAUHAN et al. 2020). Untersuchungen von LIU et al. (2011) zeigten, dass sich Hyperspektralaufnahmen als geeignet erwiesen, um das Ausmaß von Lager in Reisbeständen abzuschätzen. Fortschritte bei der Entwicklung unbemannter Luftfahrzeuge und von Sensoren konnten seitens der Forschung genutzt werden, um lagernde Teilflächen präziser zu erfassen und auch die Schwere der Lagerausprägung zu bestimmen (YANG et al. 2017). CHAPMAN et al. (2014) nutzten eine an einem UAV verbaute Thermalkamera, um das Ausmaß von Lager in Weizenbeständen zu ermitteln. Die Ausprägung des Lagers konnte anhand der Thermal-aufnahmen zuverlässig bestimmt werden. LIU et al. (2018) gelang es, die Genauigkeit der Klassifizierung von Lager in unterschiedlichen Reissorten durch die Kombination von RGB- und Thermal-aufnahmen zu steigern. Auch durch Satellitenplattformen bereitgestellte Aufnahmen ermöglichen eine Erfassung lagernder Teilflächen. So nutzten YANG et al. (2015) mithilfe von Satelliten generierte Radaraufnahmen, um lagernde Teilflächen in Weizen auf der Betriebsebene zu lokalisieren. Aufgrund seiner hohen Auflösung konnte das SAR die durch das Lager hervorgerufenen Strukturänderungen der Pflanzen verlässlich ermitteln. Auf maschinell-

lern basierende Algorithmen werden in Verbindung mit der Vielzahl an Phänotypisierungsplattformen künftig noch effizienter eingesetzt werden können um die Gründe für das Auftreten von Lager zu bestimmen und die Qualität der Schätzung des Ausmaßes von Lager auf regionaler und globaler Ebene kontinuierlich zu verbessern (JIN et al. 2020).

Weitere Anwendungsfälle

Mithilfe der verschiedenen an Boden- und Luftplattformen einsetzbaren Sensoren können weitere bedeutende Eigenschaften von Pflanzen bestimmt werden. Als Beispiele für Merkmale, die im Zusammenhang mit der Morphologie von Pflanzen stehen, seien an dieser Stelle der Green-Area Index, die Bestandsbedeckung, die Vitalität der Pflanzen, das Blattrollen, der Blattwinkel, FAPAR, die grüne Blattfläche bzw. die Seneszenz der Blätter, die Phänologie, die Biomasse, die Bestandsstruktur und die Bestandeshöhe genannt (JIN et al. 2020).

Die möglichst präzise Erfassung der Pflanzenlänge bzw. der Bestandeshöhe mithilfe der Techniken der Fernerkundung war bis dato Gegenstand zahlreicher Studien. BENDIG et al. (2013) erzeugten multitemporale Oberflächenmodelle von Getreidebeständen, indem Feldversuchsanlagen in Gerste mit einem UAV mit montierter RGB-Kamera befliegen und die Aufnahmen mithilfe der Structure-from-Motion-Methode (WESTOBY et al. 2012) verarbeitet wurden. Die Oberflächenmodelle wurden im Anschluss für die Messung der Pflanzenlängen verwendet. Um die drohnengestützte Messung der Pflanzenlängen zu validieren wurden mit einem Zollstock Kontrollmessungen im Feld vorgenommen. Für die Korrelation zwischen den per UAV ermittelten Pflanzenlängen und den Kontrollmessungen ergab sich ein R^2 von 0,69. HOLMAN et al. (2016) ermittelten Pflanzenlängen in Parzellen des Winterweizens mithilfe einer an einem UAV angebrachten RGB-Kamera. Die Aufnahmen wurden mittels der Structure-from-Motion-Methode verarbeitet. Parallel wurden die Pflanzenlängen mithilfe terrestrischen Laserscans ermittelt. Die Ergebnisse beider Verfahren wurden mit den Ergebnissen der standardisierten Feldmessung verglichen, die mithilfe eines Zollstocks durchgeführt wurde. Die Daten wurden nach Abschluss der Blüte mit Eintritt der Seneszenz der Pflanzen erhoben, als kein Zuwachs mehr zu erwarten war. Bei einer Flughöhe von 40 m ergab sich beim Zusammenhang zwischen den mittels Drohne geschätzten Pflanzenlängen und den Ergebnissen der Referenzmessung ein Regressionskoeffizient von 0,99. Der Zusammenhang zwischen den mittels terrestrischem Laserscan ermittelten Pflanzenlängen und der Referenzmessung erbrachte ein R^2 von 0,97. Verglichen mit der Referenzmessung erzielten sowohl die Ergebnisse der UAV-Befliegung als auch die der Messung mithilfe des Laserscans einen Root Mean Squared Error (RMSE) von 0,03 m. Ergänzend wurde ein Feldversuch in Winterweizen, in dem 25 Sorten in insgesamt vier Düngungsstufen geprüft wurden, am 22.05.2015, am 18.06.2015 und am 17.07. befliegen, die Pflanzenlängen bestimmt und diese abermals mit den Ergebnissen der zugehörigen Feldmessung verglichen. Die Zusammenhänge zwischen den per Drohne im Juni

und Juli ermittelten Pflanzenlängen und den Referenzmessungen erbrachten ein R^2 von 0,93 bei einem RMSE $\leq 0,039$ m. AASEN et al. (2015) nutzten Hyperspektralaufnahmen um Pflanzenlängen in einem Sortenversuch in Gerste zu ermitteln. Auch in diesem Falle diente ein UAV als Trägerplattform für den Sensor. Die Befliegung des Sortenversuchs erfolgte am 03.06.2014. Zu diesem Zeitpunkt befanden sich die Pflanzen zwischen BBCH 52 und BBCH 59. Die im Rahmen der Befliegungen entstandenen Image Cubes wurden auch im Rahmen dieser Studie mittels Structure- from- Motion verarbeitet. Als Referenzmessung wurde mithilfe eines Zollstocks die mittlere Höhe der Pflanzen in jeder Parzelle bestimmt. Ein Vergleich der hyperspektral geschätzten und der von Hand gemessenen Pflanzenlängen erbrachte ein R^2 von 0,7. Auffällig war, dass die hyperspektral geschätzten Pflanzenlängen die von Hand gemessenen Pflanzenlängen konstant um etwa 0,19 m unterschätzten, wobei die Standardabweichung 0,03 m betrug.

Neben morphologischen Pflanzeigenschaften werden mithilfe der Techniken der Fernerkundung auch Pflanzeigenschaften erfasst, die im Zusammenhang mit der Nutzung natürlicher Ressourcen (Effizienz der Stickstoff-, Licht- und Wassernutzung), mit der Pflanzenphysiologie (Chlorophyll- und Wassergehalt, Fluoreszenz des Chlorophylls, Fotosyntheserate) und mit Ertragskomponenten stehen (Pflanzendichte, Bestandesdichte, Anzahl und Größe der Körner je Ähre und Kornqualität; JIN et al. 2020).

Schätzungen von Bestandesdichten mithilfe geeigneter Kameras, Sensoren und Plattformen wurden basierend auf unterschiedlichen Herangehensweisen vorgenommen. WILKE et al. (2018) nutzten eine an einem UAV montierte RGB-Kamera, um die Ährenanzahl in Sommergerste zu quantifizieren. Die Autoren befliegen eine Feldversuchsanlage, in der zwei zweizeilige Sommergerstensorten in jeweils zwei Saatstärken (niedrige und normale Saatstärke) und drei Wiederholungen je Saatstärke angebaut wurden. Die Größe einer Versuchsparzelle betrug 7,86 m². Die Flughöhe betrug 10 m. Auf diese Weise konnte eine Bodenauflösung von 2,3 mm je Pixel realisiert werden. Die Aufnahmen erfolgten in einem Winkel von 90° (Vogelperspektive). Die Fläche eines Quadratmeters, in dem die Ähren jeweils gezählt wurden, wurde in den Parzellen mithilfe von Schnüren markiert. Die finale Zählung der Ähren innerhalb des von den Schnüren begrenzten Quadratmeters erfolgte sowohl in den RGB- Einzelbildern als auch in dem georeferenzierten Orthomosaik manuell in der Software ImageJ. Eine Referenzmessung im Feld diente zur Validierung der UAV-Ergebnisse. Die Autoren stellten fest, dass die Diskrepanz zwischen der Referenzmessung im Feld und der Ährenanzahl in den Einzelbildern über beide Genotypen und Saatstärken zwischen 50 % und 56 % betrug. Somit konnte anhand der UAV- Aufnahmen etwa jede zweite Ähre gezählt werden. Die Standardabweichung war mit ± 3 % vergleichsweise gering. Ergänzend ermittelten die Autoren den optimalen Aufnahmezeitpunkt für die UAV-gestützte Ährenerfassung, indem die Ährenanzahl an

einer Versuchsparzelle im wöchentlichen Abstand im UAV-Einzelbild bestimmt wurde. Als bester Zeitpunkt für die Bonitur mittels UAV-Bildaufnahmen kristallisierte sich eine Befliegung in BBCH 61 heraus.

GNÄDINGER & SCHMIDHALTER (2017) nutzten RGB-Aufnahmen um die Anzahl aufgelaufener Maispflanzen in einem Parzellenversuch zu bestimmen. Wie auch in den Untersuchungen dieser Arbeit diente ein UAV als Transportmedium. In der überflogenen randomisierten Blockanlage wurden vier Genotypen unter drei verschiedenen Stickstoff- Düngeintensitäten in vier Wiederholungen und zwei unterschiedlichen Anbausystemen (Reihenaussaat und Aussaat im Dreiecksverbund) geprüft. Die 96 Parzellen der Versuchsanlage wurden in einer Höhe von 50 m überflogen. Die im Rahmen der Befliegung generierten Aufnahmen wurden auch in dieser Studie zu einem Orthomosaik zusammengesetzt und die zu analysierenden Parzellen im Anschluss mittels Adobe Photoshop CC (Adobe Systems Software Ireland Limited, Dublin, Ireland) ausgeschnitten. Mithilfe der Software MATLAB (Mathworks, Natick, MA, USA) wurde aus den Aufnahmen sodann zum einen der Anteil grüner Pixel zum Zwecke der Bestimmung des Bodendeckungsgrades, über eine Steigerung der Farbunterschiede innerhalb der jeweiligen Aufnahme zum anderen die Anzahl aufgelaufener Maispflanzen bestimmt. Zwischen der händisch ermittelten und der mittels UAV-Bildaufnahmen ermittelten Anzahl aufgelaufener Maispflanzen konnte ein enger Zusammenhang festgestellt werden ($R^2= 0,89$).

KOVACHEVA et al. (2014) untersuchten die Erkennung von Ähren mithilfe von Lichtschrankensensoren. Die Lichtschranke erzeugte ein Schattenbild der Pflanzen, das im Anschluss mithilfe eines Algorithmus verarbeitet wurde. Auf diese Weise war eine automatisierte Bestimmung der Ährenzahl möglich. Die seitliche Erfassung der Pflanzen durch die Lichtschranke ermöglichte den Erhalt von Informationen, die durch Aufnahmen aus der Vogelperspektive nicht in vergleichbarer Qualität gewonnen werden können. So ermöglichen Lichtgitter bei Getreidepflanzen im Gegensatz zu Aufnahmen aus der Vogelperspektive beispielsweise eine Detektion von Grannen zur Ermittlung der Anzahl der Körner je Ähre oder die Bestimmung des Ährenwinkels zur Interpretation des Reifegrades.

Untersuchungen zur Identifizierung von Ähren und einer damit verbundenen Schätzung der Bestandesdichte in Winterweizen wurden von COINTAULT et al. (2008) durchgeführt. Die Autoren verwendeten eine RGB-Kamera, die mithilfe eines Stativs in einer Höhe von 0,85 m über dem Bestand fixiert war. Auf diese Weise konnte eine Fläche von 0,25 m² analysiert werden. Um die automatisierte Identifizierung der Ähren zu validieren wurden die Ähren in der jeweiligen Aufnahme manuell gezählt. Die automatisierte Identifizierung lieferte verglichen mit der manuellen Zählung eine Genauigkeit zwischen 73 % und 85 %. Eine Referenzzählung im Feld wurde aufgrund des geringen Abstands zwischen Kamera und Bestand nicht durchgeführt.

Auch FERNANDEZ-GALLEGO et al. (2018) verwendeten eine RGB-Kamera mit angeschlossener Verrechnung der Bilder anhand eines Algorithmus zur Ährenzählung. In diesem Fall wurden die Untersuchungen in Feldversuchen durchgeführt, in denen 24 begrenzte Sorten des Durumweizens an zwei Standorten jeweils unberegnet und beregnet angebaut wurden. Die Parzellengröße betrug 10,5 m² bei einem Reihenabstand von 0,2 m. Je Parzelle wurde zur Blüte, zur mittleren Kornfüllung und zur späten Kornfüllung jeweils ein RGB-Bild aufgenommen, indem die Kamera einen Meter über den Bestand gehalten und die Mitte der jeweiligen Parzelle fokussiert wurde. Der entwickelte Algorithmus wurde validiert, indem die in den Bildern sichtbaren Ähren manuell von Hand gezählt wurden. Als Gütemaß für die Schätzung der Ährenanzahl je Quadratmeter wurde eine Erfolgsrate berechnet, indem die Differenz zwischen 100 % und der relativen Differenz zwischen der manuellen Zählung und der algorithmusbasierten Zählung berechnet wurde. Die Autoren ermittelten Erfolgsraten von über 90 % bei geringen Standardabweichungen um 5 %. Der engste Zusammenhang zwischen der manuell ermittelten und der mittels Algorithmus ermittelten Ährenanzahl konnte zum Zeitpunkt der späten Kornfüllung in beregneten Parzellen des Durumweizens ermittelt werden ($R^2 = 0,75$; $p < 0,0001$). Zudem betrachteten die Autoren die Beziehung zwischen dem Ergebnis der automatisierten Ährenzählung und dem ermittelten Kornertrag. Diese war signifikant und größer als die Beziehung zwischen dem Ergebnis der manuellen Zählung und dem ermittelten Kornertrag.

MADEC et al. (2019) nutzten künstliche neuronale Netze um die Ährenanzahl von Weizen in hochauflösenden RGB-Aufnahmen in der Nadir-Perspektive zu bestimmen. Die in den Untersuchungen verwendete RGB-Kamera wurde mithilfe eines Auslegers in einer Höhe von 2,9 m über der Erdoberfläche fixiert. Die Aufnahmen wurden am 02. Juni 2017 und am 16. Juni 2017 generiert. Die Parzellen der für die Untersuchungen genutzten Versuchsanlage wurden zur einen Hälfte beregnet und zur anderen Hälfte Trockenstress ausgesetzt. Um Referenzwerte zu generieren wurde die Ährenanzahl unter Feldbedingungen unmittelbar nach Abschluss der Blüte von Hand ermittelt. Der engste Zusammenhang zwischen der von Hand ermittelten und der mittels neuronalem Netzwerk geschätzten Ährendichte konnte mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,7 in den dem Trockenstress ausgesetzten und am 02.06.2017 fotografierten Parzellen ermittelt werden.

In den Untersuchungen von FERNANDEZ-GALLEGO et al. (2019) wurde für die Schätzung der Bestandesdichte in Weizen eine Thermalkamera verwendet. Basierend auf dem Temperaturunterschied zwischen der Ähre und dem Rest des Bestandes entwickelten die Autoren ein auf einem Algorithmus basierendes automatisiertes Zählsystem. Die im Vergleich zum übrigen Bestand höher temperierten Ähren konnten mithilfe des Zählsystems zunächst segmentiert und im Anschluss ausgezählt werden. Um das System zu validieren wurde ein Ring mit einem

Radius von 0,1225 m in den Bestand gehalten und die sich innerhalb des Rings befindlichen Ähren sowohl im Feld als auch auf den Thermal- und parallel generierten RGB-Aufnahmen gezählt. Zwischen den innerhalb des Rings unter Feldbedingungen und den mittels Algorithmus gezählten Ähren konnte ein positiver und signifikanter Zusammenhang ermittelt werden ($R^2=0,4$; $p<0,001$). Der engste Zusammenhang konnte zwischen den innerhalb des Rings auf den RGB-Aufnahmen manuell gezählten und den mittels Algorithmus in den Thermalaufnahmen gezählten Ähren ermittelt werden ($R^2=0,84$; $p<0,0001$).

2.4.3. Ertragsschätzung

Die möglichst frühe Schätzung von Erträgen brächte in der praktischen Landwirtschaft, im Feldversuchswesen und insbesondere in der Pflanzenzüchtung große Vorteile mit sich. Im Bereich der praktischen Landwirtschaft würde die frühzeitige Verfügbarkeit geschätzter Ertragsdaten der Landwirtin bzw. dem Landwirt die Planung der Ernteabläufe und die Vermarktung des Erntegutes und damit die Kalkulation von Einnahmen und Ausgaben maßgeblich erleichtern. Zudem stützen sich Handelsentscheidungen eines Staates bezüglich der Höhe des Im- und Exports von Agrarprodukten auf die von den staatlichen Behörden gemeldeten Erntemengen. Eine möglichst frühe und präzise Schätzung der zu erwartenden Erntemengen würde die Entscheidung über die Richtung der Handelswege maßgeblich erleichtern (MACDONALD & HALL 1980). Das Feldversuchswesen wäre bei einer entsprechend hohen Genauigkeit der Schätzdaten in der Lage, die Parzellen hinsichtlich ihrer Ertragseigenschaften frühzeitig zu beurteilen und diese Einschätzungen mit spürbarem zeitlichem Vorlauf in die Beratung einzubringen. Dieser zeitliche Vorteil wäre vor allem im Bereich des Sortenprüfwesens von Bedeutung. Informationen über Sorten, insbesondere über neu zugelassene Prüfkandidaten, könnten der Landwirtin/ dem Landwirt auf diese Weise frühestmöglich zur Verfügung gestellt werden. Unter Umständen würde die Schätzung der Parzellenerträge eine Beerntung der jeweiligen Feldversuchsanlage unter dem Aspekt der hohen Kosten der heute zur Verfügung stehenden Parzellenerntetechnik sogar erübrigen. Auch im Bereich der Pflanzenzüchtung wäre der zeitliche Vorlauf im Hinblick auf die Bereitstellung von Ertragsdaten ein immenser Vorteil. Das Leistungspotenzial neu gezüchteter Stämme wäre frühzeitig bekannt und eine Selektion brauchbaren Materials somit deutlich früher möglich.

Die Anforderungen an ein die Schätzung von Erträgen ermöglichendes Monitoringsystem sind vielfältig. So sollen zeitgerecht und standardisiert Informationen über Produktionsumfänge, den Zustand der Pflanzenbestände und zu erwartende Erntemengen geliefert werden. Die Bereitstellung der Informationen soll so früh wie möglich innerhalb der Vegetationsperiode erfolgen und bis zum Zeitpunkt der Ernte in regelmäßigen Abständen aktualisiert werden. Die Daten sollten einheitlich und austauschbar sein und mit hoher, statistisch abgesicherter Präzision geliefert werden (ATZBERGER 2013).

Untersuchungen, die sich mit dem Monitoring und damit einhergehend mit der Ertragsschätzung landwirtschaftlicher Nutzpflanzenbestände unter Zuhilfenahme von niedrig aufgelösten Satellitendaten beschäftigten, wurden bereits mit dem Beginn des Einsatzes des Satellitensystems Landsat-1 in den frühen 1970er Jahren angestrengt. Zur damaligen Zeit verdeutlichten schwerwiegende Ernteauffälle im Weizen in Russland die Notwendigkeit einer zeitgerechten und präzisen Schätzung des weltweiten Nahrungsmittelangebots (BECKER-RESHEF et al. 2010). Einen hohen Bekanntheitsgrad erlangte das vom United States Department of Agriculture (USDA), der National Aeronautics and Space Administration (NASA) und der National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) initiierte Large Area Crop Inventory Experiment (LACIE), das im Jahr 1974 anließ. Ziel des Projektes war die möglichst genaue Vorhersage der Weizenerträge in den Hauptanbaugebieten der Erde mit einer maximalen Abweichung von 10 %. Anhand von LANDSAT-MSS-Daten wurde stichprobenartig die Anbaufläche bestimmt. Für die finale Vorhersage der Erträge wurden agrometeorologische Modellrechnungen hinzugezogen. Das zuvor definierte Ziel einer maximalen Abweichung von 10 % wurde erreicht, was große Hoffnungen und Erwartungen aufkommen ließ. Weiterführende Informationen zum Projekt finden sich in MACDONALD & HALL (1980).

In den 80er Jahren angelegte Feldstudien zeigten, dass die spektralen Reflexionseigenschaften von Pflanzenbeständen und im Speziellen die als Vegetationsindices bezeichneten Kombinationen der Reflexion im roten und nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums einen wertvollen Beitrag für die Beurteilung grüner Vegetation leisten (TUCKER 1978). Als populärster für die Analyse von Pflanzenbeständen gewählter Vegetationsindex kristallisierte sich der Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) heraus, der ein enges Verhältnis zum Blattflächenindex (Leaf Area Index, LAI) und zur Fraktion absorbierter fotosynthetisch aktiver Strahlung (fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation, fAPAR) aufweist (REMBOLD 2013). Da der Ertrag vieler Nutzpflanzen nach BARET & GUYOT (1991) in erster Linie durch deren fotosynthetische Aktivität in bestimmten Zeitabschnitten vor der Ernte bestimmt wird wurde der NDVI fortan in einer Vielzahl von Studien für die Schätzung von Erträgen herangezogen.

Vielfach wurde die Schätzung von Erträgen anhand von Regressionsmodellen vorgenommen, die den NDVI und den jeweiligen Ertrag in Beziehung setzten. Nach REMBOLD (2013) müssen die Modelle notwendigerweise zwingend anhand geeigneter Referenzdaten, die beispielsweise der Agrarstatistik entnommen werden können, kalibriert werden. Aufgrund dieser Voraussetzung ist die Möglichkeit der Schätzung von Erträgen anhand von Regressionsmodellen auf diejenigen Regionen der Erde beschränkt, die geeignete Referenzdaten bereitstellen können. Zur Aufstellung der auf der Beziehung zwischen NDVI und Ertrag basierenden Regressi-

onsmodelle finden sich in der Literatur unterschiedliche Herangehensweisen. Brauchbare statistische Zusammenhänge wurden von Studien berichtet, in denen die NDVI- Werte zum Zeitpunkt des größten Wachstums generiert und diese mit dem finalen Ertrag in Beziehung gesetzt wurden. Störende Einflüsse durch wechselnde Eigenschaften des Geländes, beispielsweise natürliche Vegetation, Bodentypen und –zustände und topografische Besonderheiten, wurden zuvor eliminiert. Da der NDVI ab einer bestimmten Vegetationsdichte zur Sättigung neigt ergeben sich bei seiner Verwendung zur Ertragsschätzung insbesondere in denjenigen Kulturen relativ brauchbare Zusammenhänge, die vergleichsweise geringe Erträge hervorbringen. Dies gilt beispielsweise auch für Gräserkulturen, bei denen die Trockenmasse den zu erntenden Ertrag bildet (REMBOLD 2013).

Indem NDVI- Werte verwendet wurden, die in an die klimatischen Bedingungen des jeweiligen Anbaugebiets und an die Fruchtart ausgerichteten spezifischen Zeiträumen ermittelt wurden, konnte die Qualität der Schätzung nochmals verbessert werden. Da die Güte der Korrelation zwischen dem Ertrag und den Spektralmessungen im Laufe der Vegetationsperiode schwankt und die Korrelationskoeffizienten eine hohe zeitliche Variation aufweisen besteht im Rahmen der Ertragsschätzung über Regressionsmodelle grundsätzlich die Gefahr, einen zufallsbedingten, zu optimistischen Zusammenhang als etabliert anzusehen. Erschwerend kommt hinzu, dass in Fruchtarten, bei denen lediglich Teile der oberirdischen Biomasse wie beispielsweise die ausgebildeten Körner als Erntegut verwertet werden, lediglich ein indirekter Zusammenhang zwischen dem Ertrag und den spektralen Daten bestimmt werden kann (REMBOLD 2013). So empfehlen ATZBERGER et al. (2010), neben dem Einsatz klassischer Regressionsverfahren auch Verfahren wie die Partial Least Square Regression (PLSR) oder die Hauptkomponentenanalyse (PCA) als Instrument für die Ertragsschätzung heranzuziehen, da diese für die Modellierung des Zusammenhangs zwischen der zu ermittelnden Variable und den spektralen Reflexionen unter Umständen besser geeignet sind.

Studien zeigten, dass die Akkumulation radiometrischer Daten in Form des NDVI während der Vegetationsperiode verglichen mit der einmaligen Erfassung der spektralen Eigenschaften ein engeres Verhältnis zu pflanzenbaulichen Parametern hervorbrachte. Die Herangehensweisen zur Ermittlung der akkumulierten NDVI-Werte sind vielfältig. Neben der vergleichsweise simplen Wahl des maximalen NDVI-Werts während der Vegetationsperiode wurde in Untersuchungen alternativ der Mittelwert der maximalen NDVI-Werte oder die Summe der innerhalb der Vegetationsperiode ermittelten NDVI-Werte gebildet und diese mit dem Ertrag korreliert (REMBOLD 2013). Einen weiteren in Studien gefahrenen Ansatz zur möglichst präzisen Ertragsschätzung bildete die Einbeziehung der Reifeentwicklung der Bestände.

Indem unabhängige meteorologische bzw. bioklimatische Variablen wie die solare Einstrahlung, die Temperatur, die Luftfeuchtigkeit und der Bodenwassergehalt in die Regressionsmodelle aufgenommen werden lässt sich die Vorhersagekraft der mithilfe der Fernerkundung gewonnenen Indikatoren zusätzlich steigern. Die bioklimatischen Informationen können auf direktem Wege (beispielsweise über Wetterstationen), anhand von Satellitenaufnahmen oder als Resultat anderer Modelle bezogen werden (REMBOLD 2013). REMBOLD (2013) bemerkt, dass eine Vielzahl bioklimatischer Indikatoren nicht gänzlich unabhängig von den Vegetationsindices ist und die Wechselbeziehung der verschiedenen Variablen geprüft und korrigiert werden sollte sofern die Variablen in die Regressionsmodelle aufgenommen werden.

Die dargelegten Beispiele verdeutlichen, dass die Techniken der Fernerkundung insbesondere in Kombination mit meteorologischen Daten, umweltbedingten Daten und Methoden des maschinellen Lernens genutzt werden können, um die aktuell erreichte Genauigkeit bei der Schätzung von Nutzpflanzenerträgen zu verbessern. Insbesondere Deep-Learning-Algorithmen werden künftig zu einer signifikanten Verbesserung der Schätzgenauigkeit beitragen. Die Verarbeitung von aus unterschiedlichen Quellen stammenden Daten mithilfe von Deep-Learning-Ansätzen wird die Qualität und Präzision der Ertragsschätzung künftig stetig verbessern (JIN et al. 2020)

3 Material und Methoden

3.1. Technische Ausstattung Drohne

Das als Transportmedium für den bildgebenden Hyperspektralsensor dienende UAV wurde vom Ingenieurbüro Kopterzentrale GmbH (Hannover, Deutschland) gefertigt. Die Spannweite beträgt 115 cm. Der Antrieb erfolgt mithilfe von sechs Rotoren. Zur Verarbeitung von Befehlen dient eine DJI A2 Flugsteuerung. Eine auf dem UAV verbaute GPS-Antenne ermöglicht den Empfang und die Verarbeitung von GPS-Signalen. Auf diese Weise kann die jeweilige Position über Grund im Flugbetrieb präzise gehalten werden. Die vor dem Start ermittelte Position auf dem Boden wird für den Fall einer Störung als Notlandepunkt definiert. Die Stromversorgung wird über zwei Lithium-Polymer-Akkus mit einer jeweiligen Kapazität von 7500 mAh sichergestellt. Auf diese Weise kann eine Flugzeit von 15 bis 20 Minuten realisiert werden. Abbildung 10 zeigt das UAV mitsamt bildgebendem Hyperspektralsensor.



Abbildung 10: Das für die Untersuchungen verwendete unbemannte Luftfahrzeug mit verbautem bildgebendem Hyperspektralsensor (Quelle: EHRECKE, W. (2020), Landwirtschaftskammer Niedersachsen).

Der bildgebende Hyperspektralsensor wurde von der in Ulm ansässigen Firma Cubert GmbH gefertigt. Es handelte sich um das Modell „UHD 185 Firefly“ (vgl. Abbildung 11). Die spektralen Informationen werden auf insgesamt 138 Kanälen erfasst. Der Hersteller empfiehlt lediglich die Nutzung der ersten 125 Kanäle in einem Wellenlängenbereich von 450 nm bis 950 nm. Das Abtastintervall beträgt 4 nm. Anhand eines Silizium-CCD-Sensors wurde je Kanal eine Aufnahme mit einer Farbtiefe von 12 Bit und einer Auflösung von 50 x 50 Pixeln generiert. Zur gleichen Zeit wurde ein Graubild mit einer Auflösung von 990 x 1000 Pixeln aufgenommen. Bei einer Flughöhe von 60 m beträgt die räumliche Auflösung 6,26 cm/Pixel.



Abbildung 11: Der in den Untersuchungen verwendete Hyperspektralsensor UHD 185 Firefly des Unternehmens Cubert GmbH (Quelle: www.bodkindesign.com).

Neben dem Hyperspektralsensor wurde auf dem UAV ein Minirechner des Herstellers Pokini mitgeführt, der über Ethernet- Steckverbindungen mit dem Hyperspektralsensor verbunden war. Mithilfe der auf dem Minirechner installierten Software Cube-Pilot des Herstellers Cubert GmbH konnte der Hyperspektralsensor angesteuert werden. Die Möglichkeit der Ansteuerung umfasste die Kalibrierung des Hyperspektralsensors mithilfe einer Weißreferenzplatte, die Aufnahme und Ansicht von Bildmaterial sowie den Export der Aufnahmen in unterschiedlichen Formaten für die weitere Verarbeitung in nachgelagerten Softwareprodukten. Die Windows-Oberfläche des Minirechners wurde mithilfe einer 2,4 GHz- Bildstrecke auf einen externen Monitor übertragen. Die vom Sensor generierten Daten wurden auf der lokalen Festplatte des Minirechners abgelegt.

3.2. Versuchsdesign

Die Anbauwürdigkeit ausgewählter Sorten in den Kulturen Wintergerste, Winterweizen und Winterraps wird durch die Landwirtschaftskammer Niedersachsen seit vielen Jahren durch die

Anlage von Landessortenversuchen geprüft. Die Versuche werden hierbei in jeweils identischem Umfang grundsätzlich an mehreren, über ganz Niedersachsen verteilten Standorten angelegt. Diese als Serie bezeichnete Versuchsanlage gewährleistet die Bereitstellung einer soliden und somit belastbaren Datenbasis. Um einen möglichst großen Teil der Landesfläche abzudecken verteilen sich die Standorte grundsätzlich von der Nordseeküste bis in das Gebiet des Vorharzes und vom Emsland bis in das Wendland.

Innerhalb Deutschlands und auch innerhalb Niedersachsens herrschen dabei je nach Region unterschiedliche Boden- und Klimaverhältnisse vor. Aufgrund des wesentlichen Einflusses dieser beiden Parameter auf die landwirtschaftliche Produktion und somit auch auf die Ertrags- und Qualitätseigenschaften der Sorten wurde Deutschland in so genannte Boden- Klima- Räume unterteilt. Innerhalb dieser Boden- Klima- Räume wurden kulturartspezifische, über die Grenzen der jeweils betroffenen Bundesländer hinausgehende Anbauggebiete definiert (ROßBERG et al. 2007). Im Rahmen der an die Beerntung der Landessortenversuche angeschlossenen Verrechnung werden die innerhalb eines Anbaugebiets lokalisierten Standorte zu jeweils einer Gruppe zusammengefasst und gemeinsam verrechnet. Die Ergebnisse und die hieraus abgeleiteten Empfehlungen werden stets auf Ebene des jeweiligen Anbaugebiets veröffentlicht. Diese Vorgehensweise optimiert die Durchführung der Sortenprüfungen und gewährleistet eine regionalisierte Sortenberatung.

Die Anlage der Landessortenversuche in Wintergerste, Winterweizen und Winterraps durch die Landwirtschaftskammer Niedersachsen erfolgt grundsätzlich als zweifaktorielle Spaltanlage. Den ersten Faktor bilden die zu prüfenden Sorten. Als zweiter Faktor werden die Landessortenversuche in zwei sich hinsichtlich des Einsatzes von Fungiziden und Wachstumsreglern unterscheidende Stufen unterteilt. In der unbehandelten Stufe unterbleibt die Behandlung mit Fungiziden und Wachstumsreglern. Auf diese Weise können die Sorten hinsichtlich ihrer Resistenzeigenschaften gegenüber bestimmten pilzlichen Schaderregern und weiteren Merkmalen wie der Pflanzenlänge und der Standfestigkeit zuverlässig beurteilt werden. In der behandelten Stufe werden Fungizide und Wachstumsregler mit dem Ziel der bestmöglichen Gesunderhaltung der jeweiligen Sorte beziehungsweise der Vermeidung von lagernden Parzellen eingesetzt. Mit dieser Vorgehensweise können die Sorten ihr genetisches Potenzial hinsichtlich ihrer Ertrags- und Qualitätseigenschaften voll ausschöpfen. Je Behandlungsstufe und Standort werden in Wintergerste und Winterweizen grundsätzlich zwei Wiederholungen angelegt. Im Winterraps werden je Standort in der unbehandelten Stufe zwei, in der behandelten Stufe vier Wiederholungen angelegt. Diese verhältnismäßig geringe Zahl an Wiederholungen wird durch die Vielzahl an Standorten je Anbaugebiet und deren gemeinsame Verrechnung

kompensiert. Die Behandlung der Landessortenversuche mit Herbiziden, Insektiziden, Rodentiziden und insbesondere beim Winterraps mit Molluskiziden erfolgt nach den Ansätzen des integrierten Pflanzenschutzes grundsätzlich in beiden Faktorstufen.

3.3. Prozesskette zur Generierung statistisch verwertbaren Datenmaterials

Die Prozesskette zur Generierung statistisch verwertbaren Datenmaterials ist in Abbildung 12 dargestellt. Die jeweiligen Einzelschritte werden im Folgenden detailliert beschrieben.

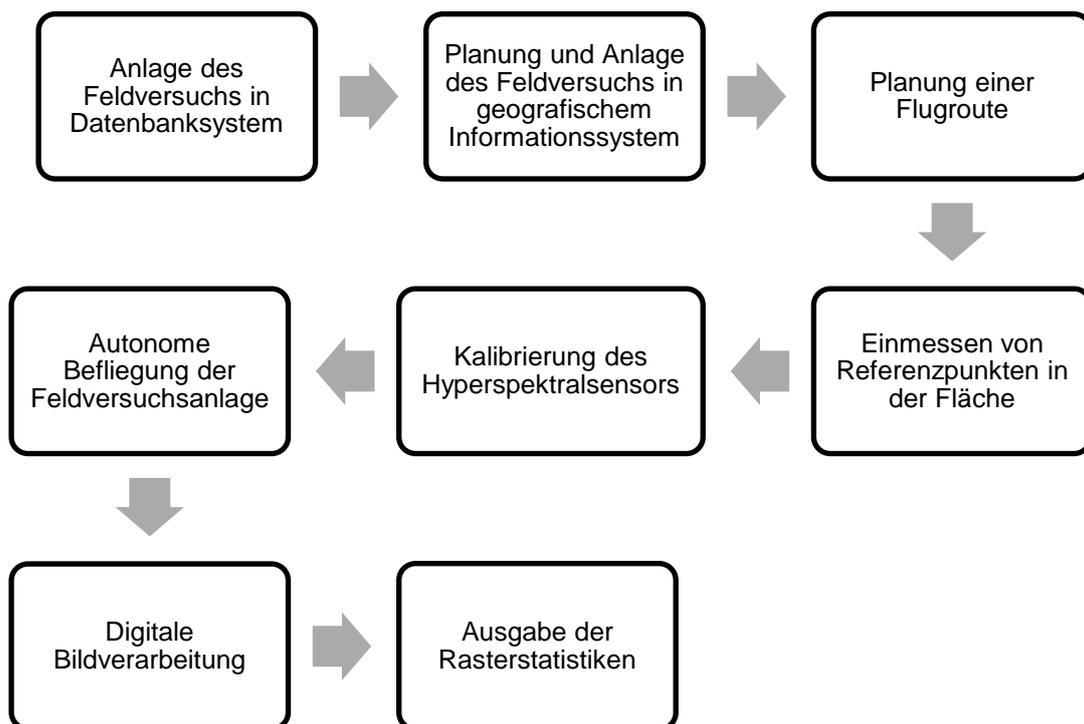


Abbildung 12: Prozesskette zur Generierung statistisch verwertbaren Datenmaterials (Quelle: Eigene Darstellung).

3.3.1. Anlage der Feldversuche im Datenbanksystem piaf

Die Feldversuche wurden zunächst in dem von der in Münster ansässigen proPlant GmbH entwickelten Datenbanksystem piaf angelegt. Als Planungs-, Informations- und Auswertungssystem kommt piaf im Versuchswesen in Landwirtschaft, Weinbau, Gartenbau und Agrarforschung zur Anwendung. Abgedeckt werden neben der Versuchsplanung sowohl die Erfassung unterschiedlicher Parameter wie beispielsweise der Ergebnisse von Bonituren, den Versuch begleitender Düngungs- und Pflanzenschutzmaßnahmen und allgemeiner Angaben zur jeweiligen Versuchsanlage als auch die statistische Auswertung. Eine Vielzahl an Schnittstellen erlaubt den Austausch der Informationen gemeinschaftlich geplanter Versuche. Mittlerweile hat sich piaf in Deutschland zum bundesländerübergreifenden Standarddatenbanksystem für die Anlage, Betreuung und Verrechnung von amtlichen Mittelprüfungen im Bereich des Pflanzenschutzes sowie von Sortenprüfungen entwickelt. Abbildung 13 zeigt einen Ausschnitt der

Bedienoberfläche des Programmes am Beispiel der Übersicht der Prüfglieder eines Landessortenversuchs in Wintergerste.

Stufe	Stufenbezeichnung	Auftrag	Sorte (BSA-Kenn-Nr.)	Kultur	Art des Erntequates
1	Quadriga	GW 03129	Quadriga	HORVV Wintergerste	K Körner mj
2	Wootan	GW 03154	Wootan	HORVV Wintergerste	K Körner mj
3	KWS Kosmos	GW 03224	KWS Kosmos	HORVV Wintergerste	K Körner mj
4	Joker	GW 03228	Joker	HORVV Wintergerste	K Körner mj
5	Bazooka	GW 03344	Bazooka	HORVV Wintergerste	K Körner mj
6	Sonnengold	GW 03361	Sonnengold	HORVV Wintergerste	K Körner
7	LG Veronika	GW 03383	LG Veronika	HORVV Wintergerste	K Körner mj
8	Hedwig	GW 03441	Hedwig	HORVV Wintergerste	K Körner
9	KWS Higgins	GW 03451	KWS Higgins	HORVV Wintergerste	K Körner
10	Toreroo	GW 03428	Toreroo	HORVV Wintergerste	K Körner
11	KWS Orbit	GW 03544	LOCH 03544	HORVV Wintergerste	K Körner
12	Mirabelle	GW 03538	ECK 03538	HORVV Wintergerste	K Körner
13	Pixel	GW 03565	SECO 03565	HORVV Wintergerste	K Körner
14	SU Jule	GW 03536	ECK 03536	HORVV Wintergerste	K Körner
15	Galleo	GW 03612	SYPA 03612	HORVV Wintergerste	K Körner
16	Wenke	GW 03583	NORD 03583	HORVV Wintergerste	K Körner
17	KWS Keeper	GW 02997	KWS Keeper	HORVV Wintergerste	K Körner mj
18	KWS Meridian	GW 02794	KWS Meridian	HORVV Wintergerste	K Körner mj
19	Tamina	GW 03110	Tamina	HORVV Wintergerste	K Körner mj
20	Rand lang			HORVV Wintergerste	K Körner
21	Randkurz			HORVV Wintergerste	K Körner
22	Rand lang			HORVV Wintergerste	K Körner
23	Rand kurz			HORVV Wintergerste	K Körner

Abbildung 13: Screenshot der Datenbankssoftware piaf des Unternehmens proPlant GmbH (Quelle: Eigene Aufnahme).

Die Anlage des jeweiligen Feldversuchs in piaf umfasste zunächst die Angabe einer Versuchsbezeichnung, des Erntejahres, des Versuchsstandorts, der Versuchsfrage, der Anzahl der jeweiligen Prüfglieder bzw. Prüffaktoren sowie die Anzahl geplanter Wiederholungen. Allgemeine Daten zur jeweiligen Versuchsanlage wie die Größe der jeweiligen Einzelparzelle, Informationen über den jeweiligen Versuchsstandort (Bodenart, Ackerzahl, Humusgehalt), Vorfrüchte, Daten und Umfänge von Bodenbearbeitungsmaßnahmen, Ergebnisse von Bodenuntersuchungen sowie Angaben zur geografischen Lage des Versuches konnten im Anschluss ergänzt werden. Mithilfe der in piaf hinterlegten Lageplanverwaltung war es möglich, einen finalen Randomisationsplan der jeweiligen Versuchsanlage zu kreieren. Um die Versuchsfläche auszufüllen konnten neben den zu beerntenden Prüfparzellen Leerparzellen eingefügt werden. Ein Ausschnitt der Lageplanverwaltung ist in Abbildung 14 exemplarisch dargestellt.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
4	L	L	L	20/2/2	19/2/2	17/2/2	7/2/2	8/2/2	11/2/2	14/2/2	5/2/2	3/2/2	18/2/2	1/2/2	15/2/2	10/2/2
3	L	L	L	21/1/2	16/1/2	4/1/2	13/1/2	23/1/2	22/1/2	17/1/2	10/1/2	12/1/2	19/1/2	6/1/2	9/1/2	8/1/2
2	L	L	L	21/2/1	13/2/1	16/2/1	4/2/1	23/2/1	22/2/1	19/2/1	15/2/1	14/2/1	2/2/1	17/2/1	5/2/1	11/2/1
1	L	L	L	20/1/1	1/1/1	2/1/1	3/1/1	5/1/1	6/1/1	7/1/1	8/1/1	9/1/1	10/1/1	11/1/1	12/1/1	14/1/1

Abbildung 14: Ausschnitt der in piaf hinterlegten Lageplanverwaltung (Quelle: Eigene Aufnahme).

Nach der Randomisation der Prüflieder wurde der finale Lageplan als Textdatei aus p1af heraus exportiert und auf der Festplatte gespeichert. In der exportierten Datei waren neben dem Lageplan Informationen über jede Einzelparzelle hinterlegt. Abgespeichert wurden die Bezeichnung der Parzelle als Kürzel und in Langform mit der Bezeichnung der jeweiligen Prüfvariante sowie deren Abmessungen. Ergänzend wurde eine parzellenspezifische p1af-Kennung hinterlegt, die die jeweilige Einzelparzelle in Form eines 16-stelligen Barcodes eindeutig und unverwechselbar kennzeichnete.

3.3.2. Planung und Anlage der Versuche in einem geografischen Informationssystem

Zur GIS-basierten Planung und Anlage der Versuche wurde das von der in Adelschlag ansässigen Geo-Konzept GmbH entwickelte geografische Informationssystem MiniGIS genutzt. MiniGIS ermöglicht die Planung der Versuche vor Beginn der eigentlichen Aussaat am PC, wodurch das vorbereitende Einmessen der Versuchsfläche auf der jeweiligen Ackerfläche mit Winkelspiegel und Kalkwagen entfallen kann. Grundvoraussetzung zur Ausschöpfung der durch die Nutzung von MiniGIS entstehenden Vorteile ist der Einsatz eines GNSS-Systems mit RTK-Genauigkeit auf dem jeweiligen für die Aussaat der Parzellenversuche vorgesehenen Schlepper. Vor Beginn der Planung der Versuchsanlage wurde die jeweils für den Feldversuch vorgesehene Fläche zunächst mit einem mit einem GNSS-System ausgerüsteten Schlepper umfahren. In diesem Zuge wurde mithilfe des GNSS-Systems des Schleppers eine Umrissdatei der jeweiligen Fläche kreiert. Diese konnte im Shape-Format (.shp) vom GNSS-System auf einen USB-Stick übertragen werden.

Nach dem Start von MiniGIS musste die Umrissdatei zunächst vom USB-Stick importiert werden. Sie wurde im Anschluss als Ebene abgelegt und im Kartenfenster dargestellt. Zwecks besserer Orientierung im Kartenfenster wurde in MiniGIS mit Hintergrundkarten des Anbieters BING MAPS von Microsoft gearbeitet. Mithilfe einer Schnittstelle zwischen p1af und MiniGIS war es möglich, den aus p1af exportierten Randomisationsplan in MiniGIS zu importieren. Die Anzahl an Prüfliedern und Wiederholungen wurde durch den Import des Lageplans festgeschrieben. Erforderlich waren nun Angaben zur Breite der Besichtigungs- bzw. Pflegewege, der Stege zwischen den jeweiligen Parzellen sowie der Länge und Breite der Einzelparzellen. Waren diese Angaben vollständig konnte der Feldversuch im Kartenfenster in der jeweiligen Fläche positioniert werden. Als Hilfsmittel bei der Ausrichtung konnten sowohl Hilfslinien gezogen als auch ein Umriss des Vorgewendes der jeweiligen Fläche gesetzt werden. Auf diese Weise wurde eine exakte Ausrichtung des Feldversuchs außerhalb des Vorgewendes der jeweiligen Fläche ermöglicht. Die Bedienoberfläche von MiniGIS nach der Planung einer Ver-

suchsanlage ist in Abbildung 15 exemplarisch dargestellt. In der im rechten Bereich der Bedienoberfläche angesiedelten Datenbanktabelle konnten die aus piaf exportierten Informationen der Einzelparzellen abgelesen werden.

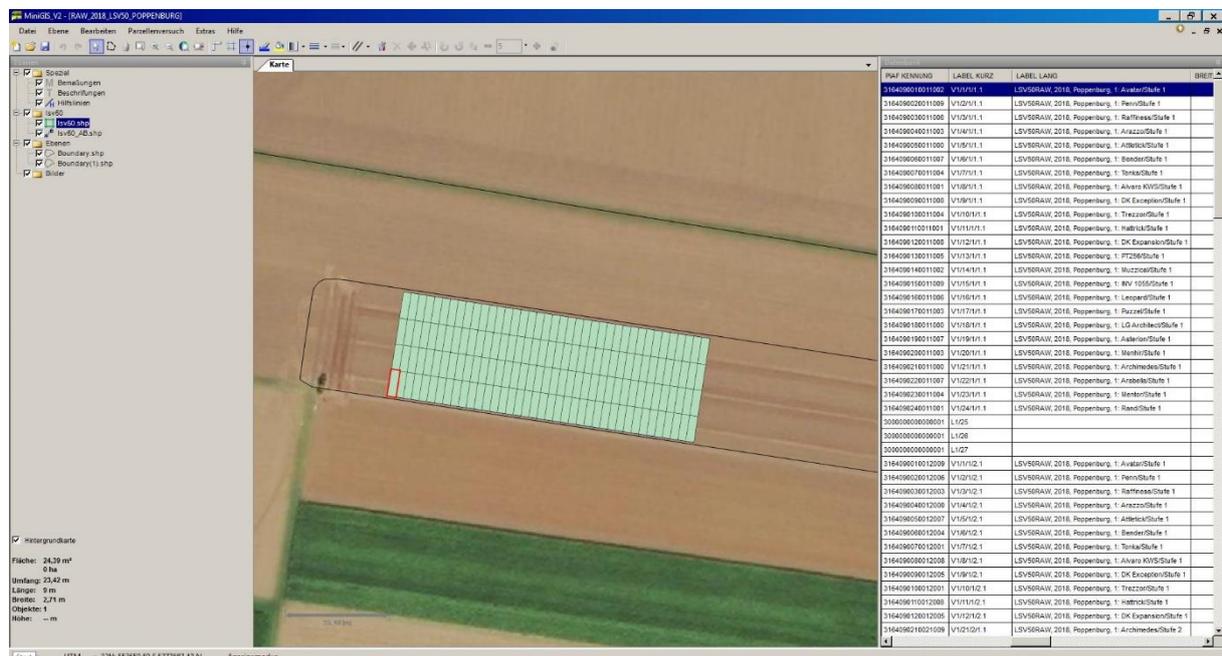


Abbildung 15: Bedienoberfläche des geografischen Informationssystems MiniGIS der geo- Konzept GmbH (Quelle: Eigene Aufnahme).

Die fertig geplante Versuchsanlage konnte über eine Exportfunktion auf das GNSS-System des Schleppers übertragen werden. Die Exportdatei wurde in einem von MiniGIS auf einem USB-Stick angelegten Dateipfad hinterlegt und konnte auf diese Weise vom Display des jeweiligen GNSS-Systems abgerufen werden. Basierend auf den in MiniGIS hinterlegten Koordinaten wurde der jeweilige Feldversuch auf diese Weise mit RTK-Genauigkeit und somit mit einer Abweichung von maximal 2,5 cm in der Fläche ausgedrillt.

3.3.3. Planung der Flugroute

Während der jeweiligen Befliegung generierte der Hyperspektralsensor eine Vielzahl von Einzelaufnahmen. Das Auslösesignal an der jeweiligen GPS-Position erhielt der Sensor über eine Triggerfunktion vom UAV. Die Einzelaufnahmen wurden im Anschluss an den Flug zu einer den gesamten Versuch abbildenden Gesamtaufnahme zusammengesetzt (vgl. Kapitel 3.3.6). Um die Zusammensetzung der Einzelaufnahmen zu ermöglichen war eine gewisse prozentuale Überlappung der Einzelaufnahmen notwendig. Um diese zu gewährleisten und den Piloten in Bezug auf die Einhaltung der jeweiligen Fluggeschwindigkeit und -höhe zu entlasten wurde statt einer manuellen Steuerung ein autonomer Flug des UAV favorisiert. Vor der jeweiligen Befliegung musste daher zunächst ein Flugplan erstellt werden. In den Untersuchungen dieser Arbeit wurde der im geografischen Informationssystem MiniGIS verfügbare Flugplaner für die Planung der Flugrouten verwendet.

Vor dem Beginn der Planung mussten zunächst die spezifischen Eigenschaften des Hyperspektralsensors wie die Brennweite, die Bildhöhe und -breite sowie die Sensorhöhe und -breite eingegeben werden. Die Einstellungen konnten als Profil abgespeichert und somit zu Beginn weiterer Planungen abgerufen werden. Im Anschluss erfolgte die Auswahl des zu überfliegenden Versuchsblockes bzw. Flächenumrisses. Ergänzend mussten Parameter wie die Startposition, die gewünschte Flughöhe in Meter, die Fluggeschwindigkeit in Meter pro Sekunde und die gewünschte prozentuale Überlappung der Einzelaufnahmen gewählt werden. Die Versuche wurden in einer Höhe von 60 m bei einer Fluggeschwindigkeit von 3 m/s befliegen. Sowohl seitlich als auch in Flugrichtung wurde eine Überlappung von 75 % gewählt. Der Flugplaner berechnete im Anschluss die effizienteste Flugroute. Zudem wurden ergänzende Informationen wie die voraussichtliche Flugdauer, die Auflösung des Bildmaterials in Zentimeter pro Pixel, die während des Fluges zurückgelegte Distanz des UAV, die Anzahl generierter Aufnahmen, der Abstand der geplanten Fluglinien in Meter sowie das zeitliche Aufnahmeintervall angezeigt. Ein Ausschnitt einer abgeschlossenen Flugroutenplanung über einer Feldversuchsanlage ist in Abbildung 16 exemplarisch dargestellt.

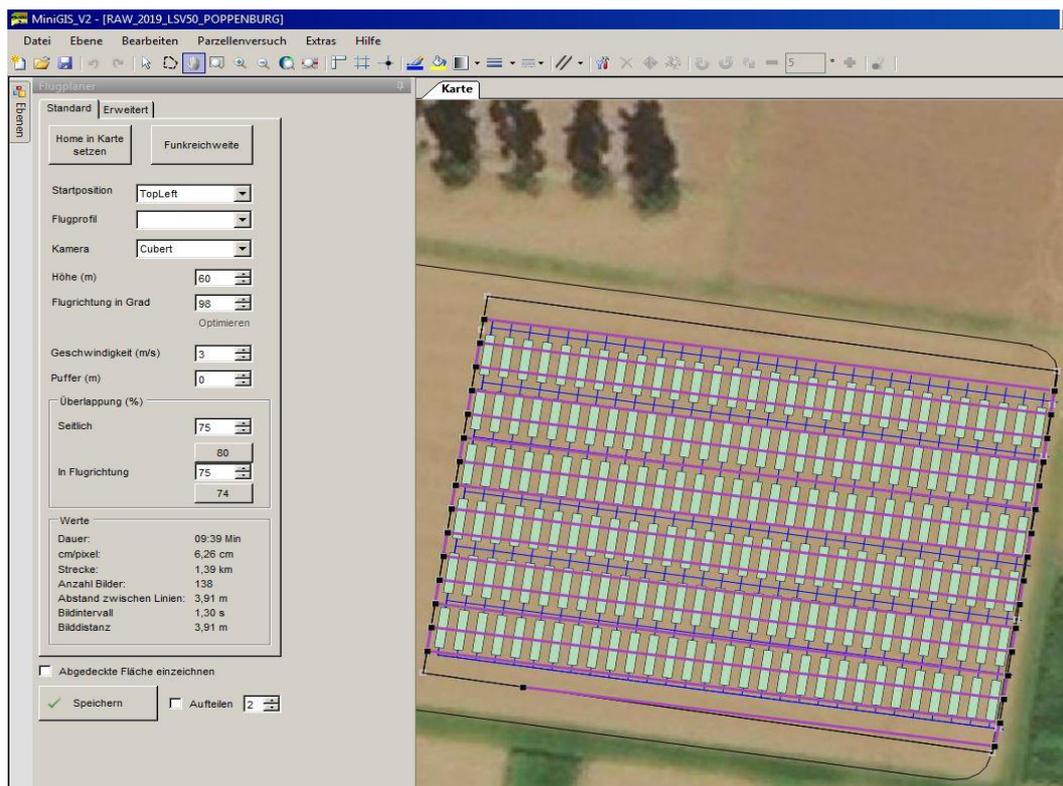


Abbildung 16: Ausschnitt einer Flugroutenplanung mithilfe des in MiniGIS verfügbaren Flugplaners (Quelle: Eigene Aufnahme).

Nach dem Abschluss der Planung wurde der Flugplan gespeichert und im .awm-Format exportiert. Durch den Export im awm-Format ergab sich die Möglichkeit, den Flugplan in der Flugsteuerungssoftware DJI Ground Station des Drohnentechnikherstellers DJI (Shenzhen, China) zu öffnen. Die Software war auf einem Laptop installiert. Dieses wurde während des

Fluges im Feld mitgeführt. Über eine an den Laptop angeschlossene Antenne konnte eine Verbindung zur auf dem UAV verbauten Flugsteuerung aufgebaut werden. Nach dem Import der Flugdatei wurde die geplante Flugroute auf einer Hintergrundkarte eingeblendet. Zudem wurde die Position des UAV während des Fluges markiert. Vor Beginn des Fluges mussten die für den Flug relevanten Parameter wie die einzuhaltende Flughöhe und die Fluggeschwindigkeit aus Sicherheitsgründen kontrolliert werden. Eine mit Sicherheitsrisiken verbundene fehlerhafte Übertragung des Flugplans konnte so vor Beginn des Fluges ausgeschlossen werden. Der Start des UAV wurde mithilfe der Software DJI Ground Station eingeleitet. Die erfolgreiche Abarbeitung der Flugroute wurde auf dem Laptop angezeigt. Der autonome Flug musste nach der Flugmission mithilfe des Senders unterbrochen und das UAV manuell gelandet werden.

3.3.4. Einmessen von Ground Control Points (GCPs)

Das Einmessen von GCPs erfolgte mithilfe des multifunktionalen und windowsfähigen Tablet PCs Kaleo 22G des Herstellers teXXmo. Das ca. ein Kilogramm schwere Tablet verfügte über eine Bildschirmdiagonale von 22,9 cm sowie über die Schutzklasse IP65. Mithilfe des verbauten Akkus konnte eine Einsatzzeit von bis zu drei Stunden realisiert werden. Ein integrierter RTK-Empfänger des Unternehmens Trimble ermöglichte den Empfang und die Verarbeitung von GPS-Daten. Das Tablet wurde mit einer externen GNSS-Antenne des Herstellers Trimble verbunden. Diese wurde mithilfe eines Lotstabs getragen. Die erforderlichen RTK-Korrekturdaten wurden über die Geo-Konzept GmbH im RTK-Netzwerk AgCelNet bereitgestellt.

Auf dem Tablet war eine Vollversion des GIS MiniGIS installiert. Durch die Nutzung von MiniGIS auf dem Vermessungssystem konnten die im Büro vorgeplanten Feldversuchsanlagen auf das Tablet übertragen und deren Position in der Fläche eingesehen werden. Die aktuelle Position im Feld konnte ebenfalls angezeigt werden. Auf diese Weise konnten die GCPs bestmöglich in der Fläche verteilt werden. Die GCPs wurden im Koordinatensystem UTM/ 32N (EPSG 32632) eingemessen und mithilfe von Kunststoffplatten (sog. Targets) auf dem Boden markiert. Ergänzend wurde neben das jeweilige Target ein DIN A3-Ausdruck mit einer Nummer gelegt. Die jeweilige Nummer erleichterte die Zuordnung der GCPs im Rahmen der weiteren Verarbeitung des Bildmaterials. Die GCPs wurden als Ebene in MiniGIS abgelegt. Die zugehörigen Koordinaten konnten in der Datentabelle am rechten Bildschirmrand eingesehen werden und wurden nach dem Einmessen als CSV-Datei exportiert.

3.3.5. Kalibrierung des Hyperspektralsensors

Um den Hyperspektralsensor an die Umgebungsbedingungen anzupassen musste dieser vor der jeweiligen Befliegung kalibriert werden. Die Kalibrierung erfolgte mit der auf dem Minirechner installierten Software Cube-Pilot. Nach dem Start der Software wurde automatisch eine Verbindung mit dem Hyperspektralsensor hergestellt. Zur Erstellung eines Weißabgleichs wurde eine Weißreferenzplatte genutzt. Vorab wurde das UAV auf zwei Kisten gestellt und so platziert, dass auf der Referenzplatte kein Schattenwurf auftrat. In der Software konnte die korrekte Positionierung des Sensors über der Referenzplatte anhand einer Livevorschau kontrolliert werden. Bei ordnungsgemäßer Ausrichtung konnte die Kalibration eingeleitet und deren Verlauf in einem Statusfenster verfolgt werden. Der Schwarzabgleich wurde durchgeführt, indem die Linse des Sensors mit einer Schutzkappe vollständig abgedunkelt wurde. Nach Abschluss der Kalibration wurde von der Software eine an die äußeren Strahlungsverhältnisse angepasste Integrationszeit vorgeschlagen. Der Abstand zwischen der Weißreferenzplatte und dem Sensor betrug bei der Kalibrierung etwa 15 cm.

3.3.6. Digitale Bildverarbeitung

Das im Rahmen der Befliegung entstandene Bildmaterial wurde in einem auf dem Minirechner generierten Dateiordner abgelegt und mittels einer externen Festplatte auf eine leistungsfähige Workstation übertragen, auf der ebenfalls eine Version des Cube-Pilot installiert war. Die Cube-Files wurden mithilfe der Software Cube-Pilot zunächst in das Multi-Tiff-Format exportiert. Die spektralen Informationen der Kanäle des Hyperspektralsensors lagen je Aufnahme somit geschachtelt in einer einzigen Datei vor. Vor dem Export konnte eine Auswahl der zu exportierenden Kanäle getroffen werden. So war es möglich, unabhängig von der Qualität des Materials die spektralen Informationen aller Kanäle zu exportieren, lediglich die spektralen Informationen derjenigen Kanäle zu exportieren, die eine gute Qualität aufwiesen oder spezifische Wellenlängen auszuwählen, deren spektrale Informationen exportiert werden sollten. Die vom Hyperspektralsensor generierten Cube-Files wurden mit einer Farbtiefe von 12 Bit aufgenommen. Im Rahmen des Exportvorganges wurde die Farbtiefe mithilfe des Pansharpening von 12 Bit auf 16 Bit erhöht. Eine Einzelaufnahme wies nach dem Export eine durchschnittliche Dateigröße von etwa 160 MB auf.

Die digitale Verarbeitung des Bildmaterials erfolgte mithilfe der vom Unternehmen Agisoft LLC mit Sitz in Sankt Petersburg programmierten Software Photoscan Professional. Nach dem Import der Einzelaufnahmen wurden diese zunächst ausgerichtet und auf diese Weise eine dünne Punktwolke generiert. Im Anschluss wurden die Koordinaten der ausgelegten GCPs im CSV-Format importiert und die GCPs in den Aufnahmen anhand der ausgelegten Targets und

Ziffern markiert. Im Anschluss wurde eine geometrische Mosaikierung vorgenommen. Die Einzelbilder wurden zu diesem Zwecke gemeinsam entzerrt. Für die finale Bildung des Mosaiks wurden seitens der Software die durch die Überlappung der Einzelaufnahmen entstehenden Verknüpfungspunkte genutzt. Das Orthomosaik wurde im Tiff-Format exportiert und konnte auf diese Weise in MiniGIS importiert werden.

3.3.7. Ausgabe von Rasterstatistiken

Nach dem Öffnen der jeweils geplanten Feldversuchsanlage in MiniGIS wurde das jeweilige georeferenzierte Orthomosaik als neue Ebene in die MiniGIS-Projektdatei importiert. Durch die im Orthomosaik abgelegten Koordinaten der GCPs wurde das importierte Orthomosaik exakt unter der Ebene des Feldversuchs abgelegt. Die in MiniGIS geplanten Parzellen und die real existierenden, im Orthomosaik dargestellten Parzellen lagen somit direkt übereinander, wobei für die Ausgabe der Rasterstatistiken die jeweiligen Nettomaße der Parzellen herangezogen wurden. Mithilfe von MiniGIS wurde für jede Parzelle und jeden Kanal die Menge der am Sensor eingehenden Strahlung in Form der Digital Numbers (DN) ausgegeben. Der theoretische Wertebereich der ausgegebenen DN wird von der Farbtiefe des Bildmaterials beeinflusst. Die vom Hyperspektralsensor erzeugten Aufnahmen wurden mit einer Farbtiefe von 16 Bit verarbeitet. Somit lag der theoretische Wertebereich der DN zwischen null und 65536. Eine Zunahme der Menge der am Sensor empfangenen Strahlung führte somit zu einer Zunahme der Werte der DN. Die Werte der DN je Parzelle und Kanal wurden in der Datenbanktabelle abgelegt. Die Datenbanktabelle wurde im Anschluss im CSV-Format exportiert und auf dem Rechner gespeichert.

3.4. Informationen über die Datensätze

Die Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste erfolgte am 06.06.2018. Zum Zeitpunkt der Befliegung herrschten ein wolkenloser Himmel, schwacher Wind (1,5 m/s) und eine Temperatur von 23°C vor. Die Integrationszeit betrug 0,7 ms. Die Parzellen der Wintergerste befanden sich zum Zeitpunkt der Befliegung im Mittel in BBCH 85 (Teigreife). In Summe wurden 19 Sorten geprüft. Der Versuch setzte sich somit aus insgesamt 76 Parzellen zusammen, die in Gänze statistisch verrechnet wurden.

Der Landessortenversuch in Winterweizen wurde am 17.06.2020 bei wolkenlosem Himmel, schwachem Wind (2,5 m/s) und einer Temperatur von 26°C befliegen. Die Integrationszeit betrug 0,4 ms. Die Parzellen befanden sich am Tag der Befliegung im Mittel in BBCH 69 (Ende der Blüte). In Summe wurden 28 Sorten geprüft. Der Versuch bestand somit aus insgesamt

112 Parzellen. Aufgrund vereinzelt aufgetretener Bildfehler im Orthomosaik wurden die Parzellen 14*1*1, 18*1*1, 11*1*1 und 10*1*1 von vorneherein nicht in die Analyse aufgenommen, sodass 108 Parzellen für die statistische Verrechnung verblieben.

Der Landessortenversuch in Winterraps wurde am 15.05.2019 bei wolkenlosem Himmel, schwachem Wind (2 m/s) und einer Temperatur von 14°C befliegen. Die Integrationszeit betrug 0,5 ms. Die Parzellen befanden sich zum Zeitpunkt der Befliegung im Mittel in BBCH 70 (Beginn der Fruchtbildung). In Summe wurden 22 Sorten geprüft. Der Versuch setzte sich somit aus insgesamt 132 Parzellen zusammen. Aufgrund eines Fehlers im Rahmen der Erstellung des Flugplans konnten lediglich 99 der 132 Parzellen statistisch verrechnet werden.

3.5. Erfassung und Verteilung der Referenzwerte

Die Landessortenversuche wurden gemäß den Vorgaben der vom Bundessortenamt herausgegebenen Richtlinien für die Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen bonitiert (BUNDESSORTENAMT 2000). Das methodische Vorgehen bei der Durchführung der jeweiligen Bonitur wird im Folgenden erläutert.

3.5.1. Ermittlung der Bestandesdichte

Um die Bestandesdichte zu ermitteln wurden zunächst an einem laufenden Meter einer repräsentativen Drillreihe einer jeden Parzelle die ährentragenden Halme gezählt. Hierbei wurden stets die jeweils gleiche Drillreihe und ein jeweils gleicher Abstand von der Stirnseite des jeweiligen Teilstücks gewählt. Anhand einer in pifaf hinterlegten Formel wurde die ermittelte Anzahl ährentragender Halme je laufendem Meter auf die Anzahl Ähren je Quadratmeter umgerechnet.

Die Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen auf die Bestandesdichte wurde am 16.06.2020 unmittelbar nach Beendigung des Ährenschiebens durchgeführt. Potenzielle spätere Einflüsse durch Lager konnten somit ausgeschlossen werden. Die Verteilung der ermittelten Bestandesdichten ist in Abbildung 17 abgetragen.

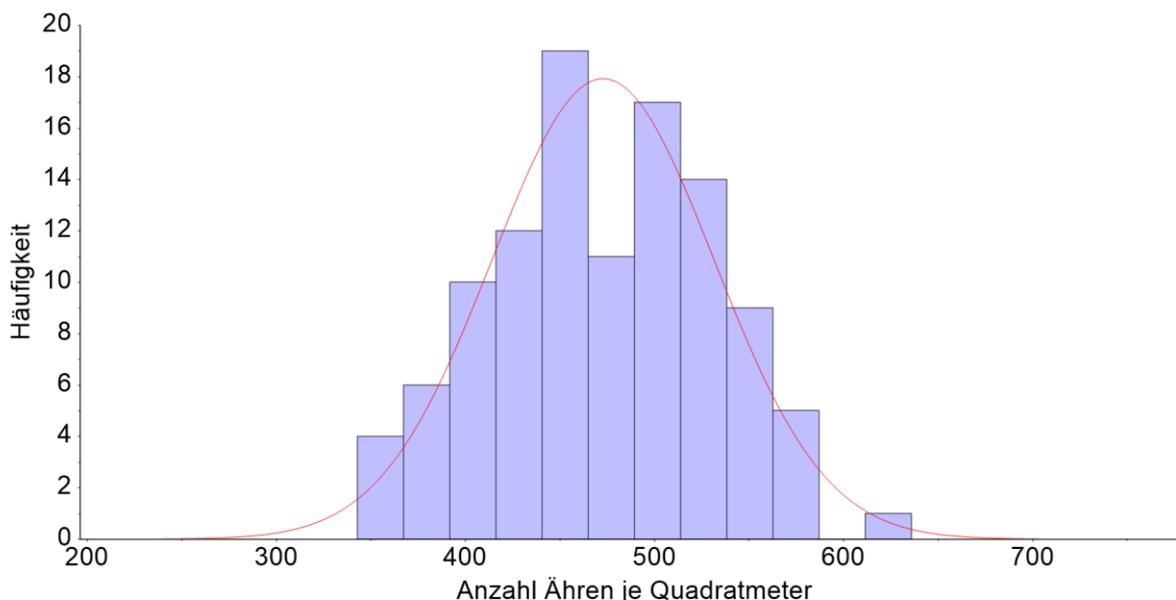


Abbildung 17: Verteilung der im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelten Anzahl Ähren je Quadratmeter.

3.5.2. Ermittlung der Pflanzenlänge bzw. der Bestandeshöhe

Die Messung der Pflanzenlänge erfolgt wenn ein weiterer Zuwachs nicht zu erwarten ist (BUNDESSORTENAMT 2000). Um die Pflanzenlänge im Winterweizen zu ermitteln wurde eine Messlatte etwa einen Meter von der Stirnseite der Parzelle entfernt in den Bestand gestellt und die mittlere Höhe der obersten Pflanzenspitzen abgelesen. Die Messung der Pflanzenlängen im Winterweizen erfolgte am 24.06.2020. Die Verteilung der gemessenen Pflanzenlängen zeigt Abbildung 18.

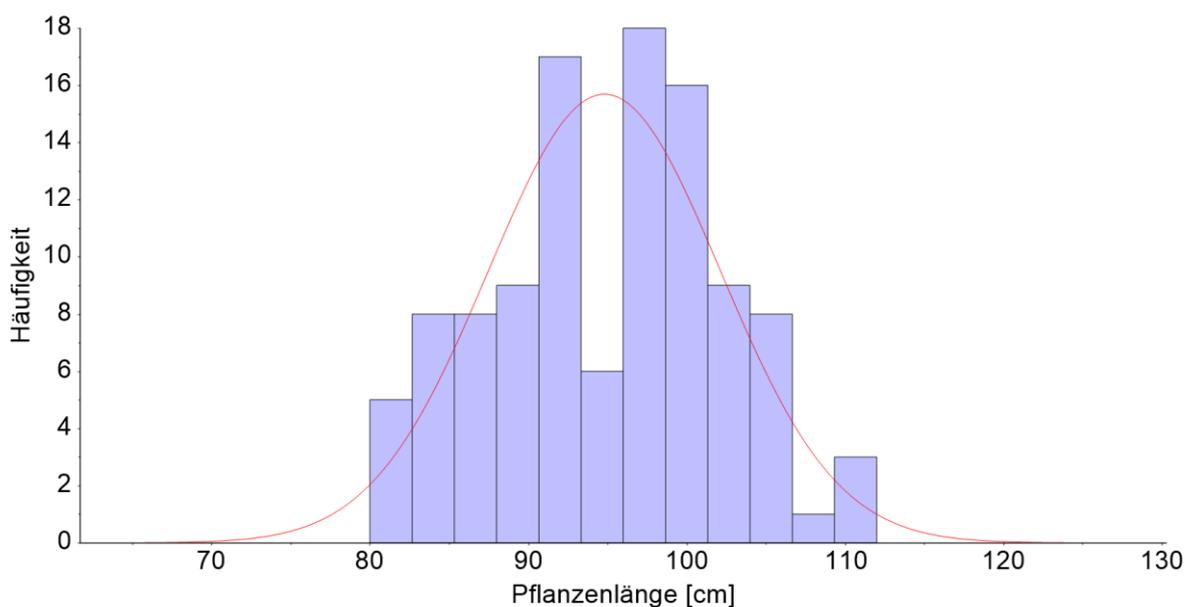


Abbildung 18: Verteilung der im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelten Pflanzenlängen.

In der Wintergerste wurde statt der Pflanzenlänge die Bestandeshöhe ermittelt, indem die Ähren vor der Messung nicht aufgerichtet wurden. Stattdessen wurde mithilfe einer Messlatte wie beim Winterweizen die mittlere Höhe der obersten Pflanzenspitzen ermittelt. Auf diese Weise war ein Vergleich der geschätzten Werte in Winterweizen und Wintergerste möglich. Die Messung der Bestandeshöhe in der Wintergerste erfolgte am 05.06.2018. Die Verteilung der gemessenen Werte zeigt Abbildung 19.

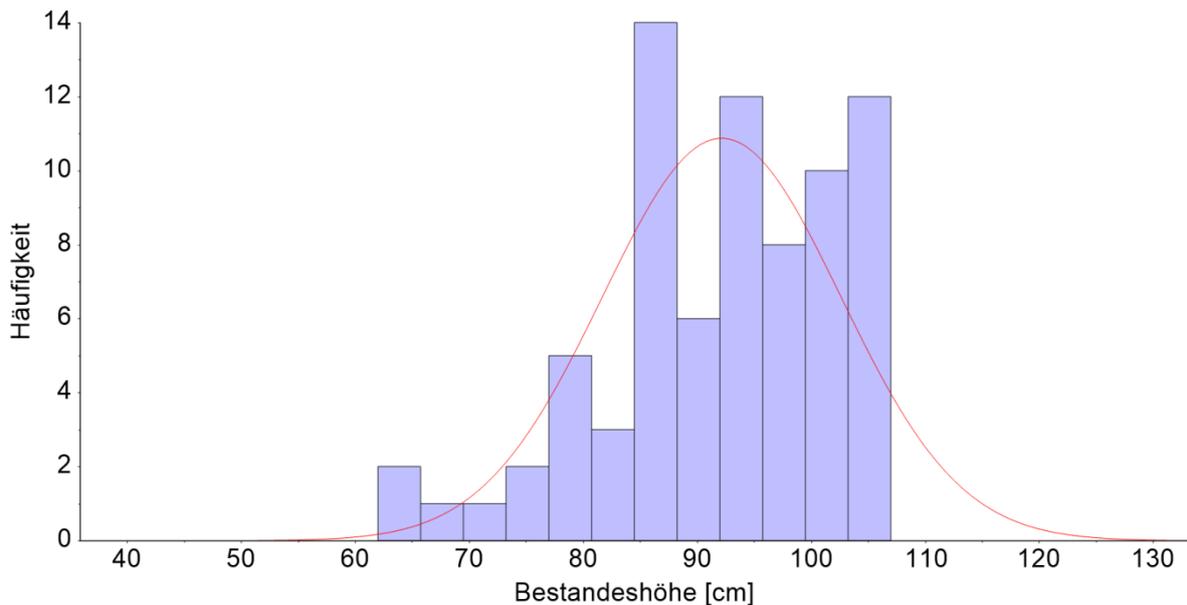


Abbildung 19: Verteilung der im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Wintergerste ermittelten Bestandeshöhen.

3.5.3. Pilzliche Schaderreger

Die Ausprägung des Befalls mit den pilzlichen Schaderregern wurde anhand einer logarithmischen Boniturskala ermittelt. Der logarithmische Verlauf der Skala ermöglicht im Bereich geringerer Anfälligkeiten die Erfassung feinerer Unterschiede. Tabelle 1 gibt einen Überblick über die gemäß den vom Bundessortenamt herausgegebenen Richtlinien bei der Bonitur von Krankheiten und Schädlingen zu verwendenden Boniturnoten.

Tabelle 1: Gemäß den vom Bundessortenamt herausgegebenen Richtlinien bei der Bonitur von Pilzkrankheiten in Getreide zu vergebene Boniturnoten.

Boniturnote	Befallsausprägung	Spannweite des prozentualen Befalls	Mittlerer Befall [%]
1	Fehlend	0 %	0
2	Sehr gering bis gering	>0 – 2 %	1
3	Gering	>2 – 5 %	3,5
4	Gering bis mittel	>5 – 8 %	6,5
5	Mittel	>8 – 14 %	11
6	Mittel bis stark	>14 – 22 %	18
7	Stark	>22 – 37 %	29,5
8	Stark bis sehr stark	>37 – 61 %	49
9	Sehr stark	>61 – 100 %	80,5

Als Hilfestellung für die bonitierende Person wurden in den Richtlinien Schemata veröffentlicht, die eine Zuordnung der Ausprägung des Befalls zur jeweiligen Boniturnote erleichtern. Abbildung 20 zeigt ein solches Schema beispielhaft für den Befall mit Zwergrost bzw. Braunrost in den Kulturen Gerste, Weizen, Roggen und Triticale.

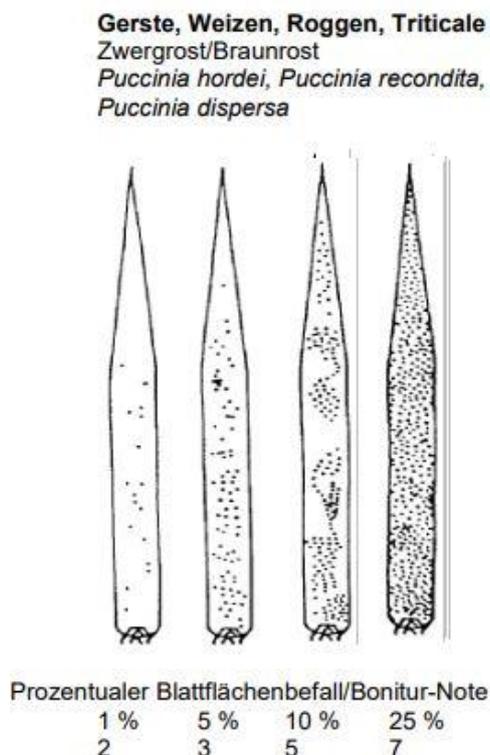


Abbildung 20: Als Hilfestellung dienendes Schema für die Bonitur der Pilzkrankungen Zwergrost und Braunrost in den Kulturen Gerste, Weizen, Roggen und Triticale. Quelle: BUNDESSORTENAMT (2000).

Gemäß den Richtlinien soll der jeweils festgehaltene Boniturwert die durchschnittliche Merkmalsausprägung der Parzelle repräsentieren. Die durchschnittliche Merkmalsausprägung wurde anhand der Formel

$$\text{Gesamtbefall [\%]} = \text{Summe (befallene Pflanzen [\%])} \times \text{befallene Pflanzenteile [\%]} : 100$$

ermittelt. An den jeweiligen Parzellenenden blieb ein Stirnrand von einem Meter und an den Rändern je zwei äußere Ränderreihen von der Bonitur unberücksichtigt.

Um im Rahmen der statistischen Verrechnung eine lineare Beziehung herzustellen wurde statt mit den Boniturnoten mit dem mittleren prozentualen Befall der jeweiligen Parzelle gearbeitet. Für jede der neun Boniturnoten wurde daher der Mittelwert der Spannweite des prozentualen Befalls berechnet (vgl. Tabelle 1).

Die 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste wurden am 06.06.2018 und somit am Tag der Befliegung auf den Befall mit Zwergrost bonitiert. Die Pflanzen befanden sich zu diesem Zeitpunkt im Versuchsmittel in BBCH 85 (Teigreife). Die Verteilung des mittleren prozentualen Befalls der Parzellen zeigt Abbildung 21.

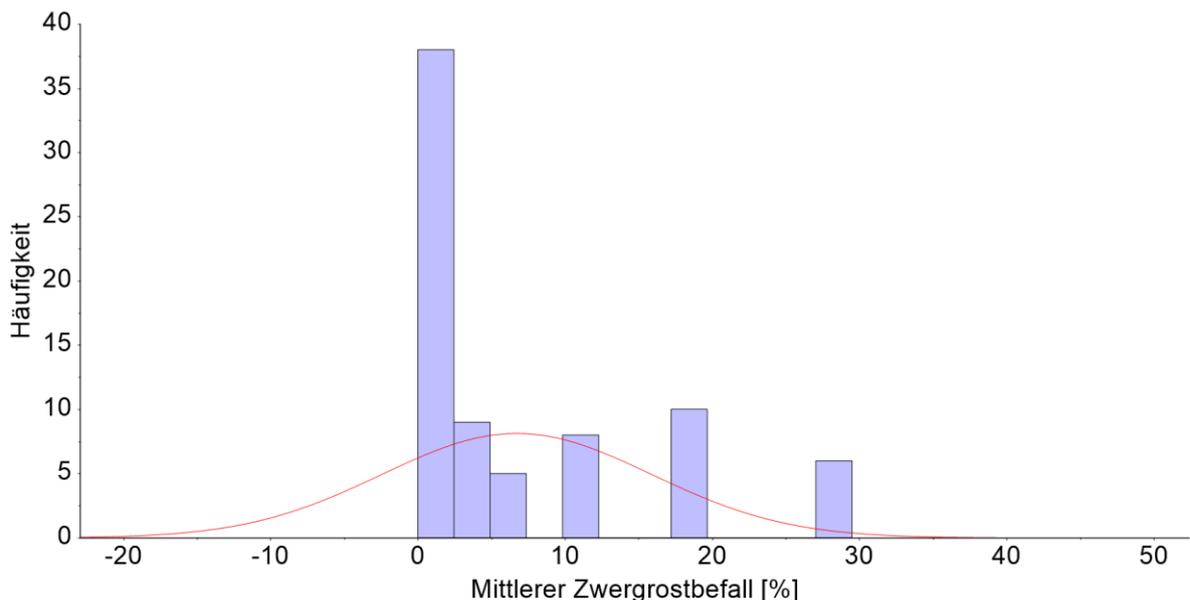


Abbildung 21: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Wintergerste ermittelte Verteilung des mittleren Zwergrostbefalls.

Die Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen wurden am 24.06.2020 auf den Befall mit Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria bonitiert. Die Pflanzen befanden sich zu diesem Zeitpunkt im Versuchsmittel in BBCH 75 (Mitte der Milchreife). Die Verteilung des mittleren prozentualen Befalls der Parzellen mit Gelbrost zeigt Abbildung 22.

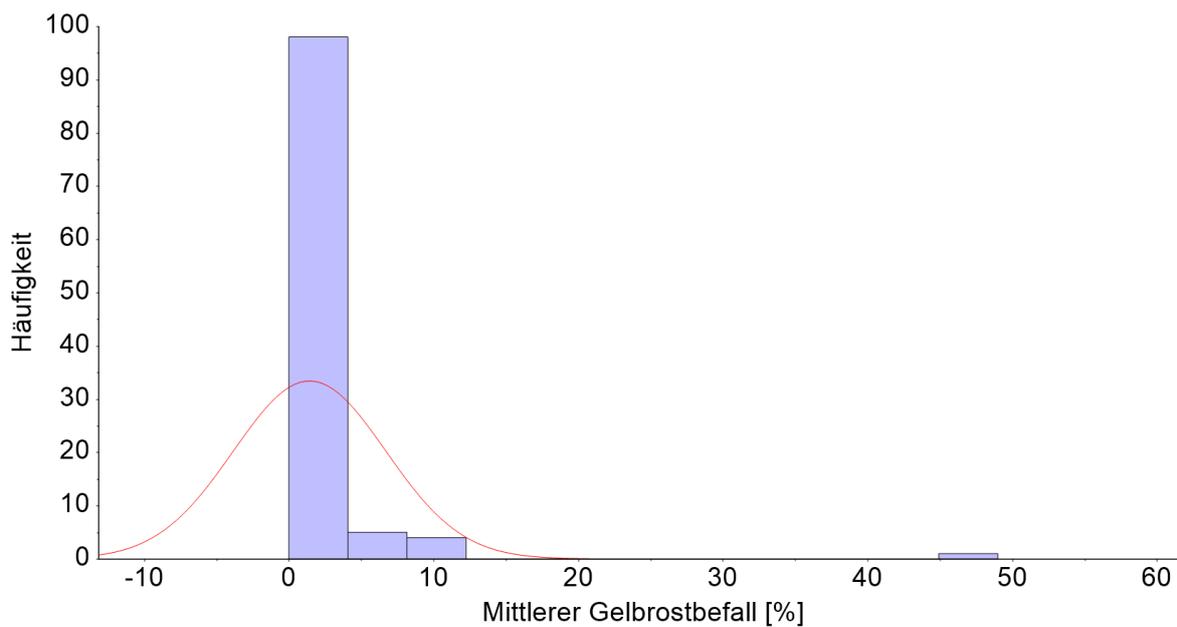


Abbildung 22: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelte Verteilung des mittleren Gelbrostbefalls.

Die Verteilung des mittleren prozentualen Befalls der Parzellen mit Braunrost zeigt Abbildung 23.

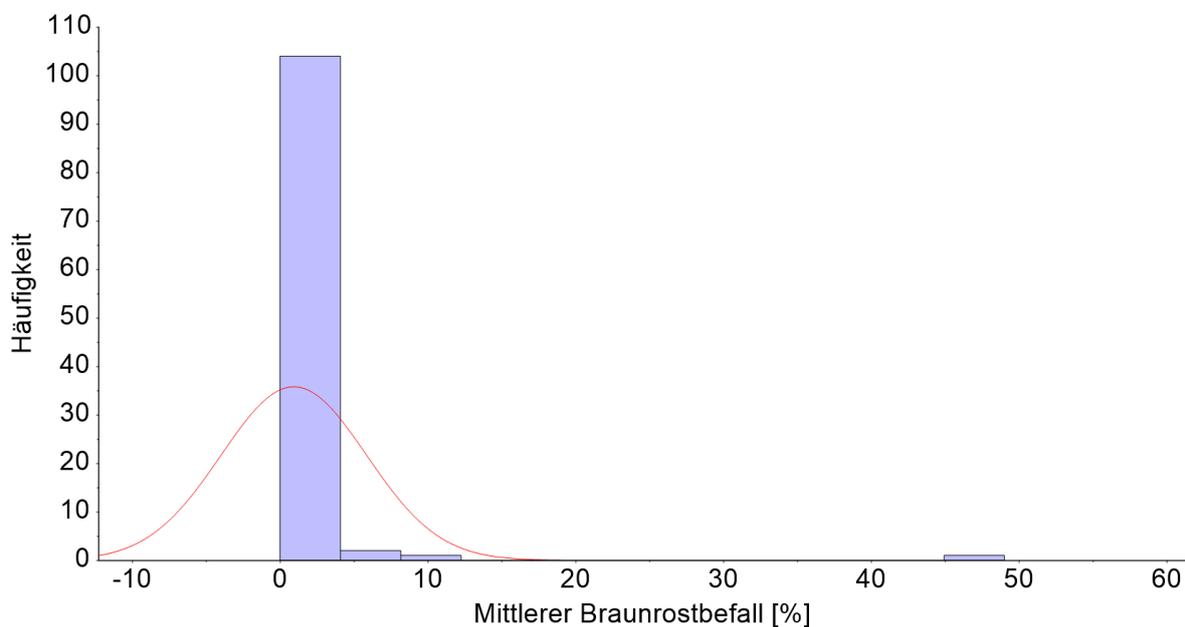


Abbildung 23: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelte Verteilung des mittleren Braunrostbefalls.

Abbildung 24 zeigt die Verteilung des mittleren prozentualen Befalls der Parzellen mit Blattseptoria.

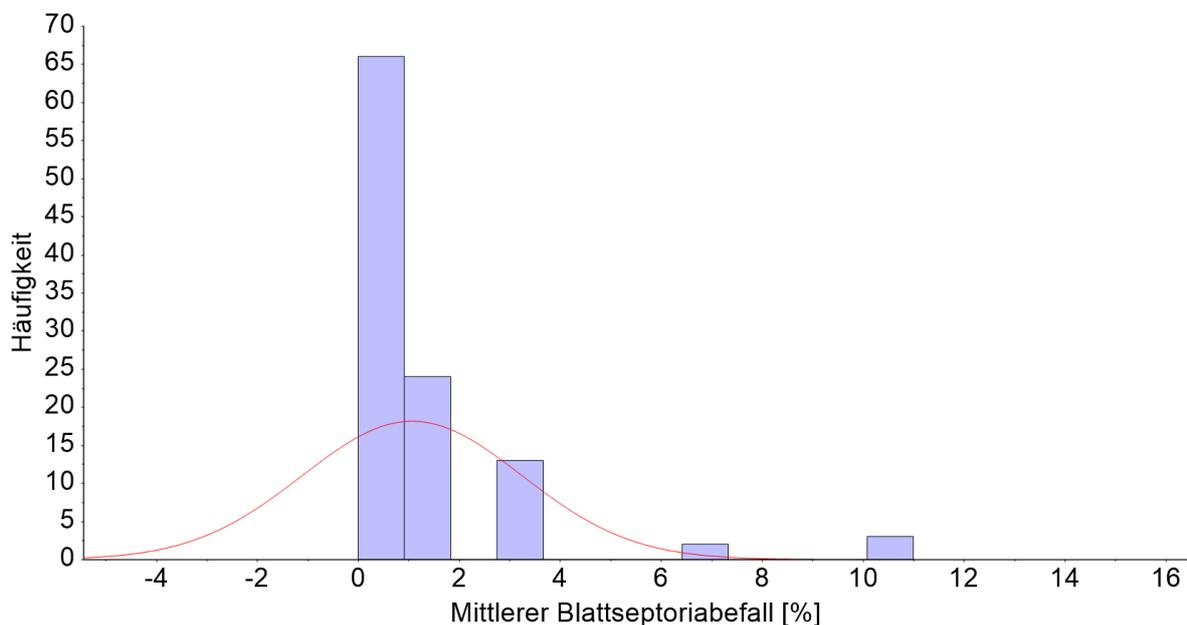


Abbildung 24: Im Rahmen der Bonitur des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelte Verteilung des mittleren Blattseptoriabefalls.

3.5.4. Generierung von Ertragsdaten

Die Beerntung der Landessortenversuche erfolgte mit einem Parzellenmähdrescher Modell C-85 der Firma Haldrup. Mithilfe der an der Maschine verbauten Wiegeeinheit des Unternehmens Mettler wurde zunächst unabhängig von der Feuchte des Erntegutes ein Parzellenertrag erwogen. Neben dem Wiegesystem war auf dem Parzellenmähdrescher ein Nahinfrarotspektrometersystem (NIRS) verbaut, mit dem die Feuchte des Ernteguts bestimmt wurde. In der Kabine des Parzellenmähdreschers war ein Industriecomputer der Firma NOAX verbaut. Die Steuerung des Erntezyklus und somit auch der Wiegeeinheit erfolgte mithilfe des auf dem Computer installierten Ernteprogramms für das Feldversuchswesen der Firma Ulrich Schlingmann aus Detmold. Das Spektrometersystem wurde über eine separate Software der Firma Polytec angesteuert. Nach Abschluss der Beerntung des jeweiligen Landessortenversuchs wurden die ermittelten Erntedaten in eine CSV-Datei geschrieben. Diese konnte im Anschluss in das Datenbanksystem piaf eingelesen werden. Anhand einer in piaf hinterlegten Formel wurde aus dem jeweils erwogenen Parzellenertrag und dem jeweils zugehörigen Feuchtwert des Ernteguts ein Ertrag in der gängigen Einheit dt/ha bei 86 % Trockensubstanz respektive 14% Feuchte für Getreide bzw. bei 91 % Trockensubstanz respektive 9 % Feuchte bei Win-

terraps ausgegeben. Da auf diese Weise ein Vergleich mit den Flächenerträgen der landwirtschaftlichen Praxis möglich war wurden die weiteren Analysen basierend auf diesen Einheiten vorgenommen.

Der Landessortenversuch in Wintergerste wurde am 29.06.2018 beerntet. Die Erträge schwankten zwischen 65,2 dt/ha und 109,2 dt/ha. Die Standardabweichung der Referenzdaten betrug 10,64 dt/ha. Abbildung 25 zeigt die Verteilung der Kornerträge.

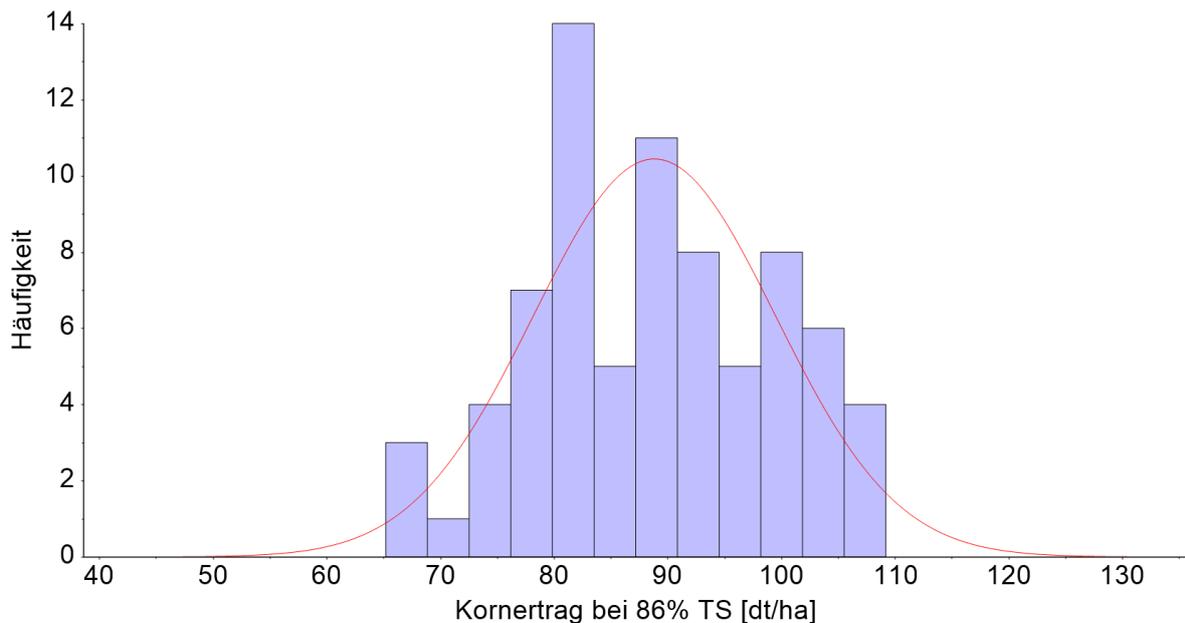


Abbildung 25: Verteilung der im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs in Wintergerste ermittelten Kornerträge.

Der Landessortenversuch in Winterweizen wurde am 31.07.2020 beerntet. Die Erträge schwankten zwischen 75,5 dt/ha und 120,9 dt/ha. Die Standardabweichung der Erträge betrug 7,69 dt/ha. Die Verteilung der Kornerträge zeigt Abbildung 26.

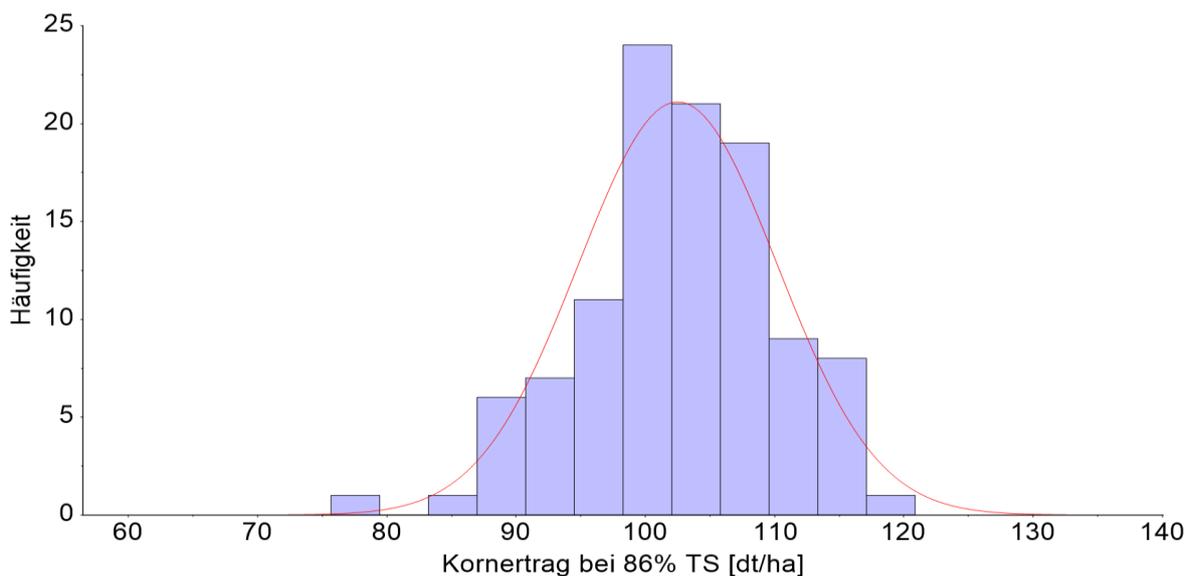


Abbildung 26: Verteilung der im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs in Winterweizen ermittelten Kornerträge.

Die Beerntung des Landessortenversuchs in Winterraps erfolgte am 18.07.2018. Die Erträge schwankten zwischen 21,5 dt/ha und 38,2 dt/ha. Die Standardabweichung der Erträge betrug 3,8 dt/ha. Die Verteilung der Kornerträge zeigt Abbildung 27.

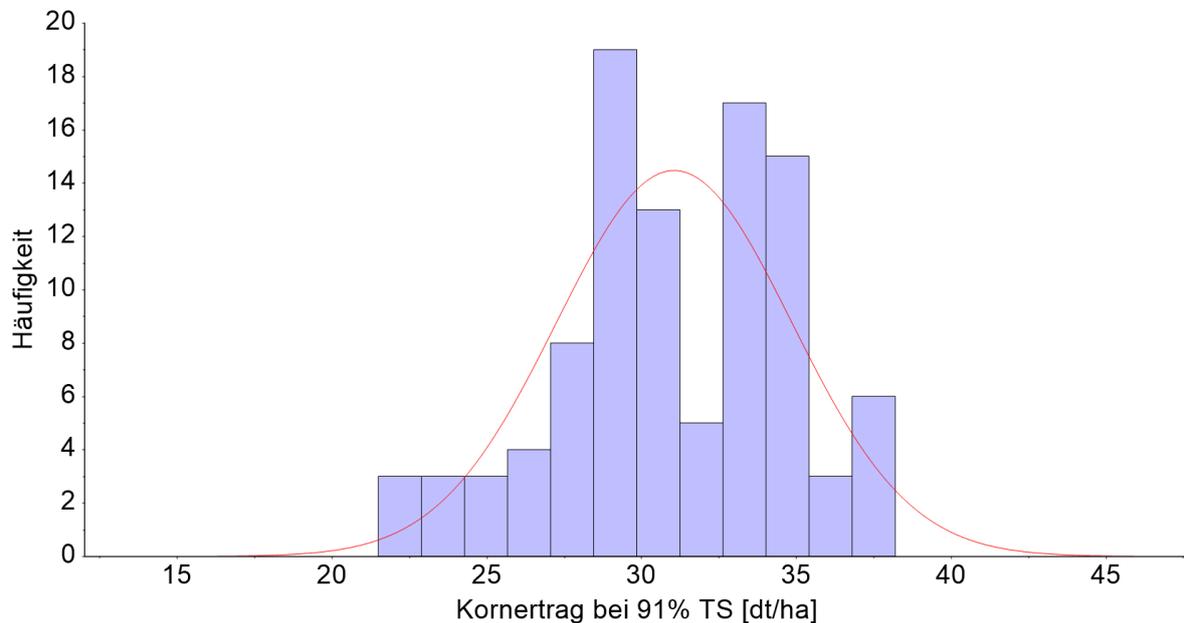


Abbildung 27: Verteilung der im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs in Winterraps ermittelten Kornerträge.

3.6. Statistik

Die Daten wurden mithilfe der multivariaten Datenanalyse ausgewertet. Grundlage der multivariaten Datenanalyse ist eine Datenmatrix mit vielen Objekten (N) und vielen zugehörigen Eigenschaften (M) pro Objekt. Die am Ende der beschriebenen Prozesskette zur Generierung von Daten exportierte Datenbanktabelle entsprach diesem Format, da sie für viele zeilenweise niedergeschriebene Parzellen spaltenweise die spektralen Eigenschaften der Kanäle enthielt. Die multivariaten Analysen wurden mithilfe der Statistiksoftware „The Unscrambler X“ des norwegischen Unternehmens CAMO Software AS durchgeführt.

3.6.1. Explorative Analyse der Datensätze

In einem ersten Schritt wurde der Verlauf der aufgezeichneten und untransformierten Spektren grafisch aufgetragen. Unregelmäßigkeiten und Fehlmessungen konnten im Falle ihres Auftretens somit vergleichsweise schnell identifiziert werden. Die in den Datensätzen enthaltenen Spalten „Sorte“, „Behandlungsstufe“ und „Wiederholung“ wurden als kategoriale Variablen definiert. Gruppen und Muster in den Daten konnten somit vergleichsweise schnell und einfach erkannt werden. Darauf folgend wurde mit den untransformierten Spektren eine Hauptkompo-

nentenanalyse berechnet. Die Hauptkomponentenanalyse verfolgt das Ziel, eine Vielzahl beobachtbarer Variablen auf wenige so genannte latente Variablen zu reduzieren. Die entstandenen latenten Variablen werden gemeinhin als Hauptkomponenten oder Faktoren bezeichnet. Eine ausführliche Beschreibung der Hauptkomponentenanalyse findet sich in WOLD (1987).

Die maximale Anzahl zu berechnender Hauptkomponenten wurde auf sieben gesetzt. Als Validierungsmethode wurde eine volle Kreuzvalidierung gewählt. Aufgrund seiner häufigen Anwendung wurde der von Herman Wold entwickelte NIPALS (*Nonlinear Iterative Partial Least Square*) als Modellalgorithmus verwendet (KESSLER 2007). Eine Prüfung auf Ausreißer erfolgte mithilfe der F-Residuen abgetragen gegen die Hotelling's T^2 -Statistik. Parzellen mit hohen F-Residuen passten vergleichsweise schlecht in das jeweils erstellte Modell. Hohe Werte bei der Hotelling's T^2 -Statistik signalisierten einen vergleichsweise hohen Einfluss der jeweiligen Parzelle auf das jeweils erstellte Modell. Sowohl für die F-Residuen als auch für die Hotelling's T^2 -Statistik wurden kritische Grenzen ausgegeben. Weiterführend wurde der Anteil an erklärter Varianz in den Spektren in Abhängigkeit von der Anzahl an Hauptkomponenten aufgezeigt. Mithilfe der Scoreplots der ersten Hauptkomponenten wurde geprüft, ob durch die Sorten, die Behandlungsstufen und/oder die Wiederholungen eine Bildung von Gruppen hervorgerufen wurde. Die Zusammenhänge der einzelnen Variablen zu den Hauptkomponenten wurden anhand der Loadingplots aufgezeigt.

3.6.2. Multivariate Regressionsanalyse der Boniturmerkmale

Nach der Berechnung der Hauptkomponentenanalyse wurden innerhalb des jeweiligen Datensatzes die Boniturparameter bzw. die Parzellenerträge analysiert. Zunächst wurde geprüft ob eine Beziehung zwischen den Boniturergebnissen bzw. den Parzellenerträgen und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen bestand. Im Anschluss wurden erneut die Scoreplots der ersten Hauptkomponenten abgetragen, die im Rahmen der Berechnung der Hauptkomponentenanalyse mit den untransformierten Spektren ausgegeben wurden. Die Parzellen wurden in diesen Scoreplots hinsichtlich der bei ihnen festgestellten Ausprägung des jeweiligen Boniturmerkmals in Gruppen zusammengefasst und anhand von Farben und Symbolen hervorgehoben. Auf diese Weise konnte eine unter Umständen bereits mit den untransformierten Spektren bestehende Gruppenbildung beobachtet werden.

Um den funktionalen Zusammenhang zwischen der gemessenen Reflexion in Abhängigkeit von den Wellenlängen als unabhängige Variablen bzw. X-Variablen und den Ergebnissen der Bonituren bzw. den Ertragsdaten als abhängige Variablen bzw. Y-Variablen zu beschreiben wurde jedes Boniturmerkmal innerhalb des jeweiligen Datensatzes mithilfe der multivariaten

Regressionsanalyse betrachtet. Die Absicht der Regression ist die Entwicklung einer mathematischen Formel, die bei Kenntnis der X- Variablen eine Vorhersage der zugehörigen Y- Variablen ermöglicht (KESSLER 2007). Multivariate Regressionsverfahren gliedern sich grundsätzlich in die Kalibrierung, die Validierung und die Vorhersage unbekannter Daten.

3.6.2.1. Kalibrierung

Ziel der Kalibrierung war die Aufstellung einer den Zusammenhang zwischen den X- Daten und den Y- Daten beschreibenden Regressionsgleichung. Als Regressionsalgorithmus wurde die Partial Least Square Regression (PLS-Regression) verwendet, die sich im Bereich der multivariaten Regression zum am häufigsten verwendeten Modellalgorithmus entwickelt hat. Bei der Findung der Hauptkomponenten für die X- Daten nutzt die PLS-Regression bereits die Struktur der Y- Daten. In den meisten Fällen werden somit weniger Hauptkomponenten benötigt, die zudem vergleichsweise einfach zu interpretieren sind (KESSLER 2007). Weiterführende Informationen zur Theorie und Anwendung der PLS-Regression finden sich in MARTENS & NAES (1994).

Die Spektren wurden vor der Berechnung der PLS-Regression auf unterschiedliche Weise transformiert. Die Transformationen dienten der Reduzierung von Streulichteeffekten, der Änderung der Streuung in ausgewählten Bereichen zur Herstellung linearer Zusammenhänge und der Entfernung nicht zielgerichteter Information (Rauschen). Der Verlauf der transformierten Spektren wurde jeweils grafisch aufgetragen. Die Spektren wurden nach der Ausprägung des Boniturmerkmals bei den ihnen zugehörigen Parzellen farblich markiert. Bestehende Zusammenhänge zwischen dem Verlauf der Spektren und der Ausprägung des jeweiligen Boniturmerkmals wurden auf diese Weise verdeutlicht. Einen Überblick über die verbreiteten Methoden der Datenvorverarbeitung bei Spektren geben KESSLER (2007) und GROß (2009).

Die PLS-Regression wurde mithilfe des NIPALS- Algorithmus berechnet. Die maximale Anzahl zu berechnender Hauptkomponenten wurde auf sieben gesetzt. Die Resultate der PLS-Regression wurden anhand unterschiedlicher Grafiken veranschaulicht. Eine Prüfung auf Ausreißer erfolgte wie bei der explorativen Analyse der Datensätze mithilfe der F- Residuen abgetragen gegen die Hotelling's T^2 - Statistik. Zudem wurde die erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl berechneter Hauptkomponenten angegeben. Anhand der Scoreplots der ersten Hauptkomponenten wurde geprüft, ob bezüglich der Ausprägung der Referenzwerte eine Gruppenbildung der Parzellen auf den wichtigen Hauptkomponenten beobachtet werden konnte. Um die modellrelevanten Wellenlängen zu identifizieren wurden die Regressionskoeffizienten der X- Variablen grafisch aufgetragen.

3.6.2.2. Validierung

Um zu überprüfen, wie gut das jeweils erstellte Kalibriermodell den Zusammenhang zwischen den X- Variablen und den Y- Variablen beschrieb, wurde es mittels einer vollen Kreuzvalidierung validiert. Der Zusammenhang der geschätzten Boniturwerte bzw. der geschätzten Parzellenerträge und der von Hand ermittelten Boniturwerte bzw. der vom Parzellenmähdrescher generierten Ertragsdaten wurde sowohl für die Kalibrierung als auch für die Validierung grafisch aufgetragen. Die Qualität der Kalibrierung und der Validierung wurden anhand der Wurzel aus dem mittleren quadratischen Fehler (*Root Mean Square Error*, RMSE) und anhand des Bestimmtheitsmaßes beurteilt. Ergänzend wurden die Steigung der jeweiligen Regressionsgeraden und der jeweilige Offset angegeben.

3.6.2.3. Vorhersage unbekannter Daten

Die Beurteilung der Güte und Zuverlässigkeit des erstellten Kalibriermodells für die Vorhersage unbekannter Daten wurde geprüft, indem mithilfe der Statistiksoftware „The Unscrambler X“ nach dem Zufallsprinzip 70 % der Parzellen des jeweiligen Landessortenversuchs für die Erstellung eines Kalibriersets und 30 % der Parzellen des jeweiligen Landessortenversuchs für die Erstellung eines davon unabhängigen Testsets ausgewählt wurden. Im Anschluss wurden die Boniturwerte bzw. die Erträge der Parzellen des jeweiligen Testsets mithilfe des jeweils erstellten Kalibriermodells geschätzt. Dieser Vorgang wurde für jedes Boniturmerkmal insgesamt fünf Mal mit jeweils verschiedenen für das Kalibrier- und Testset ausgewählten Parzellen wiederholt. Die Güte der Schätzung der Boniturwerte bzw. der Parzellenerträge der fünf Testsetvalidierungen wurde anhand verschiedener Maßzahlen beurteilt, die tabellarisch aufgeführt wurden. Für jede der jeweils fünf Testsetvalidierungen wurden die Anzahl Hauptkomponenten des jeweils zugrunde liegenden Kalibriermodells, die Wurzel aus dem mittleren quadratischen Fehler der Vorhersage (*Root Mean Square Error of Prediction*; RMSEP), die Standardabweichung der Residuen in Form des Standardfehlers der Vorhersage (*Standard Error of Prediction*, SEP), der Mittelwert der Residuen (BIAS) und das Bestimmtheitsmaß (R^2) angegeben. Waren die jeweiligen Y- Variablen normalverteilt wurde ergänzend der RPD- Wert angegeben, der als dimensionslose Größe eine schnelle Beurteilung von Kalibriermodellen ermöglicht. Zur Berechnung des RPD- Werts wurde der jeweilige SEP ins Verhältnis zur Standardabweichung der jeweiligen Referenzwerte gesetzt. Anhand des sich jeweils ergebenden Werts konnte eine Empfehlung für die Anwendung des jeweiligen Kalibriermodells für die Vorhersage unbekannter Daten abgelesen werden. Weiterführende Informationen zum RPD- Wert finden sich in WILLIAMS (2014). Die im Rahmen der Testvalidierungen ermittelten Maßzahlen wurden schlussendlich miteinander verglichen und auf diese Weise eine Gesamtbeurteilung der Güte der Vorhersage unbekannter Daten vorgenommen.

3.6.3. Berechnung von Vegetationsindices

Eine Aufstellung derjenigen Vegetationsindices, deren Zusammenhang mit den mithilfe des Parzellenmähdreschers generierten Parzellenerträgen geprüft wurde, findet sich in Tabelle 2. Die Vegetationsindices wurden aus denjenigen Daten berechnet, die bereits für die mithilfe der multivariaten Regressionsanalyse vorgenommene Schätzung der Parzellenerträge verwendet wurden.

Tabelle 2: Für die Analyse des Zusammenhangs mit den mithilfe des Parzellenmähdreschers generierten Parzellenerträgen verwendete Vegetationsindices

Vegetationsindex	Kürzel	Formel	Literatur
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$(\text{NIR}-\text{RED})/(\text{NIR}+\text{RED})$	Tucker & Sellers (1986)
Normalized Difference Red-Edge Index	NDRE	$(\text{NIR}-\text{RED EDGE})/(\text{NIR}+\text{RED EDGE})$	Barnes et al. (2000)
Green Normalized Difference Vegetation Index	GNDVI	$(\text{NIR}-\text{GREEN})/(\text{NIR}+\text{GREEN})$	Gitelson et al. (2003)
Simple Ratio (SR)	SR	NIR/RED	Stenberg et al. (2004)
Green Chlorophyll Index	GCI	$(\text{NIR}/\text{GREEN}) - 1$	Gitelson et al. (2003)
Red-Edge Chlorophyll Index	RECI	$(\text{NIR}/\text{RED EDGE}) - 1$	Gitelson et al. (2003)

4 Ergebnisse

Das nachfolgende Kapitel präsentiert die Resultate der Befliegungen der Feldversuche in den Kulturen Wintergerste, Winterweizen und Winterrraps.

4.1. Explorative Analyse des Datensatzes in Wintergerste (*Hordeum vulgare* L.)

Die hyperspektral erfassten Spektren der 76 Parzellen im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm sind in Abbildung 28 aufgetragen.

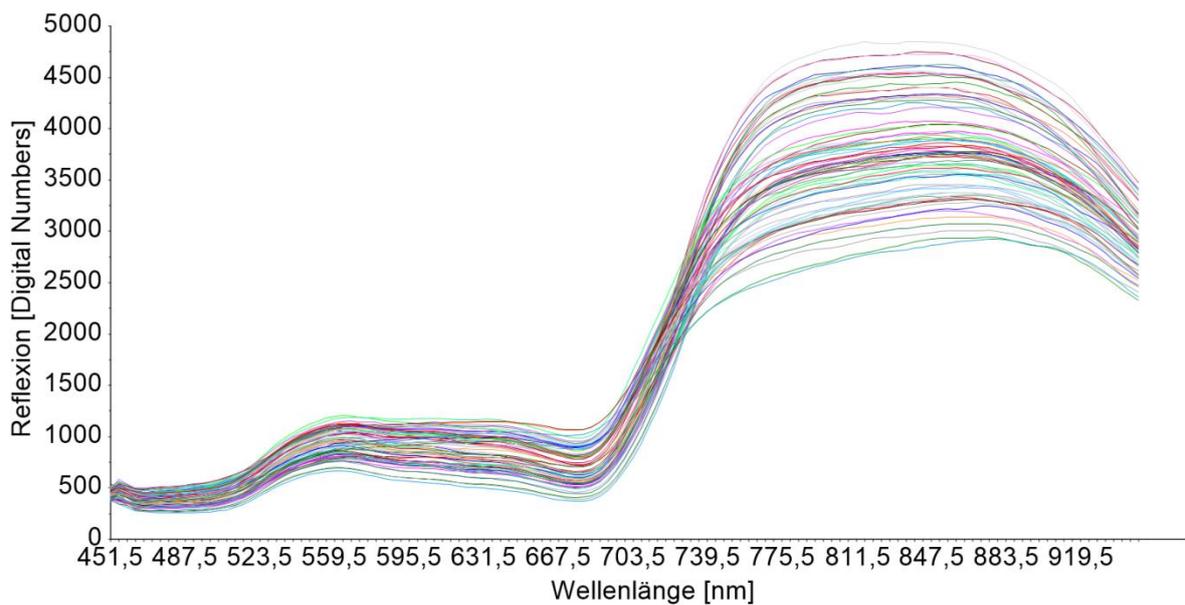


Abbildung 28: Im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste hyperspektral erfasste Spektren im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm.

Mit den Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Da der Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 475,5 nm verrauscht war wurde er von vorneherein nicht in die weitere Analyse einbezogen.

Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Bezüglich ihres Einflusses auf und ihrer Angepasstheit an das erstellte Modell bewegen sich alle 76 Parzellen innerhalb der jeweiligen Grenzen (vgl. Abbildung 29). Aus diesem Grunde wurden alle 76 Parzellen in die weitere Analyse einbezogen.

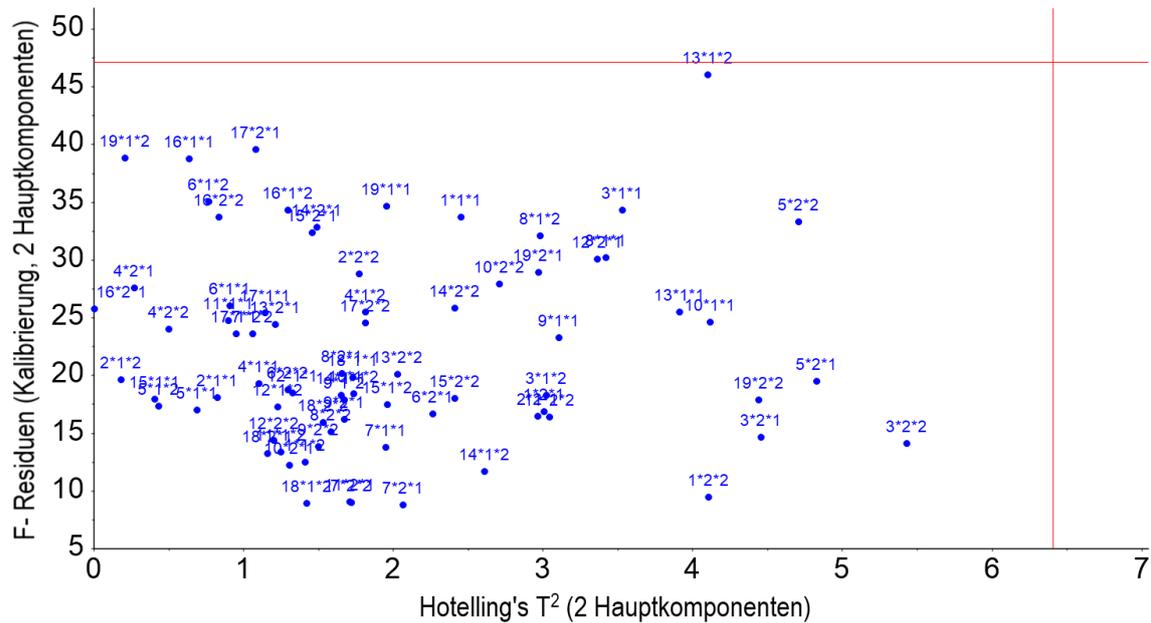


Abbildung 29: F-Residuen und Hotelling's T²-Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T²-Statistik: 6,40826, kritische Grenze der F-Residuen: 47,10833).

Abbildung 30 zeigt, dass die erste Hauptkomponente im Rahmen von Kalibrierung und Validierung bereits 88 % der Gesamtvarianz der Spektren erklärt. Gemeinsam mit der zweiten Hauptkomponente werden bei der Kalibrierung und der Validierung 99 % der Gesamtvarianz der Spektren erklärt.

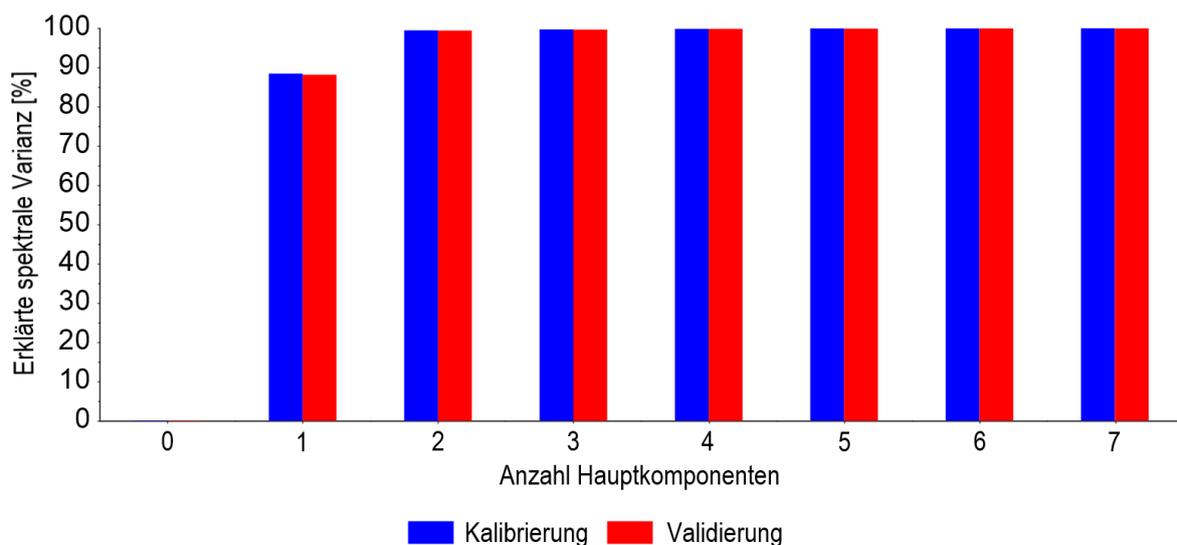


Abbildung 30: Erklärte Varianz der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste hyperspektral erfassten Spektren nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Abbildung 31 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente. Die Parzellen wurden nach ihrer Zugehörigkeit zu der jeweiligen Wiederholung bzw. der jeweiligen Behandlungsstufe hervorgehoben. Eine Trennung der Parzellen basierend auf den Wiederholungen auf der Achse der ersten und/oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden. Hingegen sticht sowohl auf der Achse der ersten als auch auf der Achse der zweiten Hauptkomponente eine Trennung der Parzellen nach der jeweiligen Behandlungsstufe hervor.

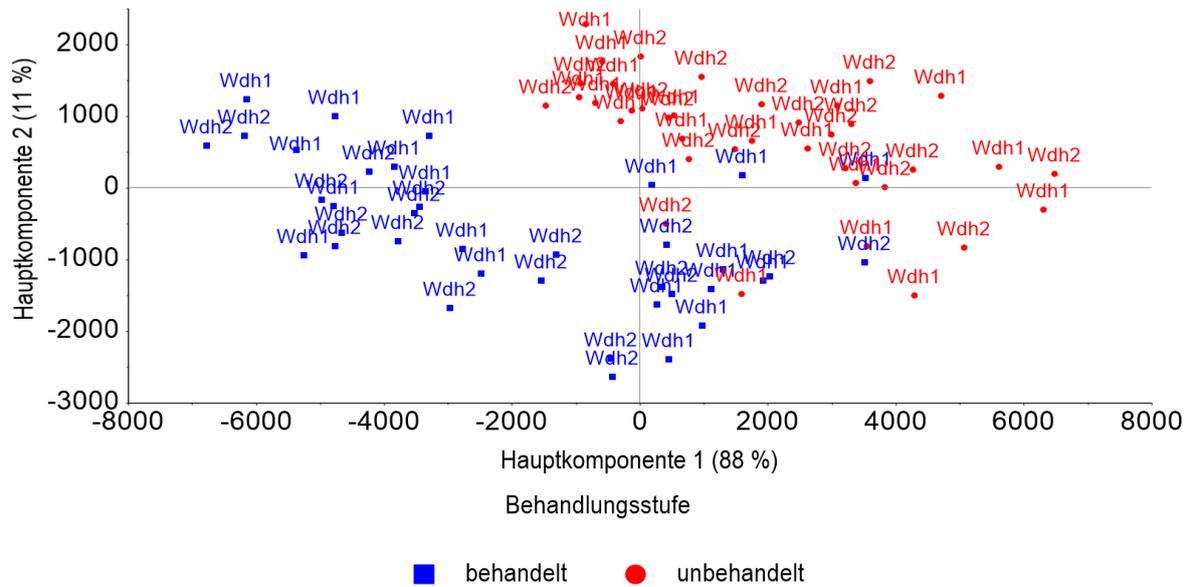


Abbildung 31: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Abbildung 32 verdeutlicht, dass sowohl die erste als auch die zweite Hauptkomponente die Trennung der Parzellen nach der Behandlungsstufe ermöglicht.

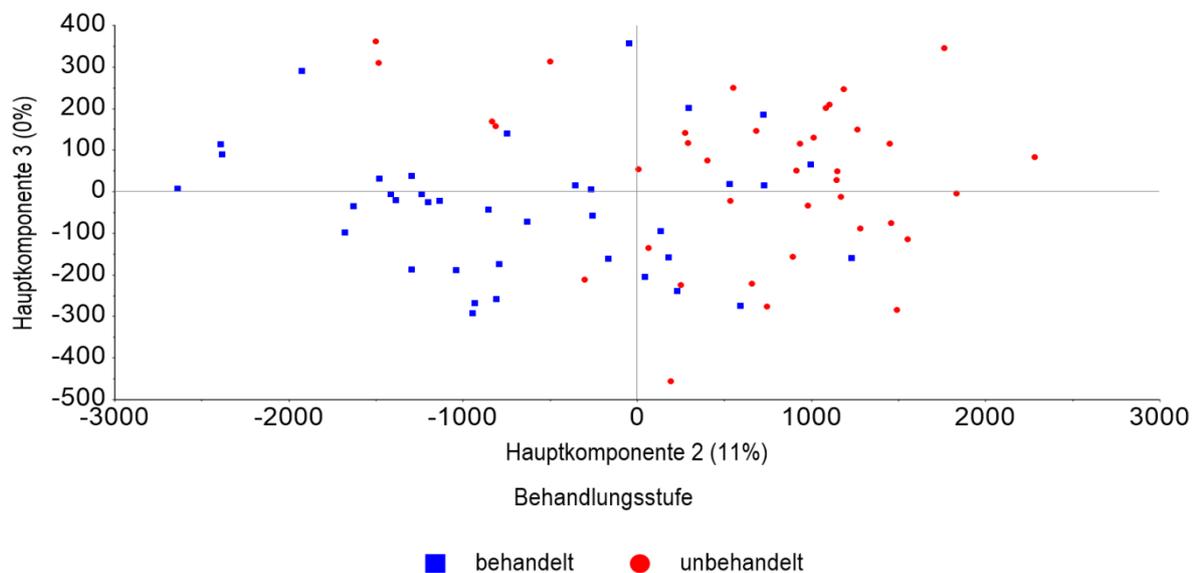
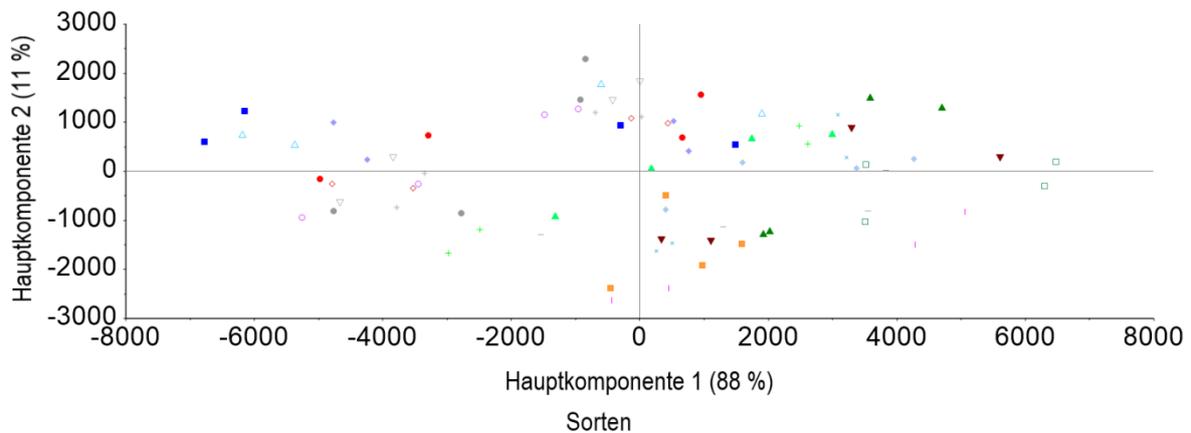


Abbildung 32: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

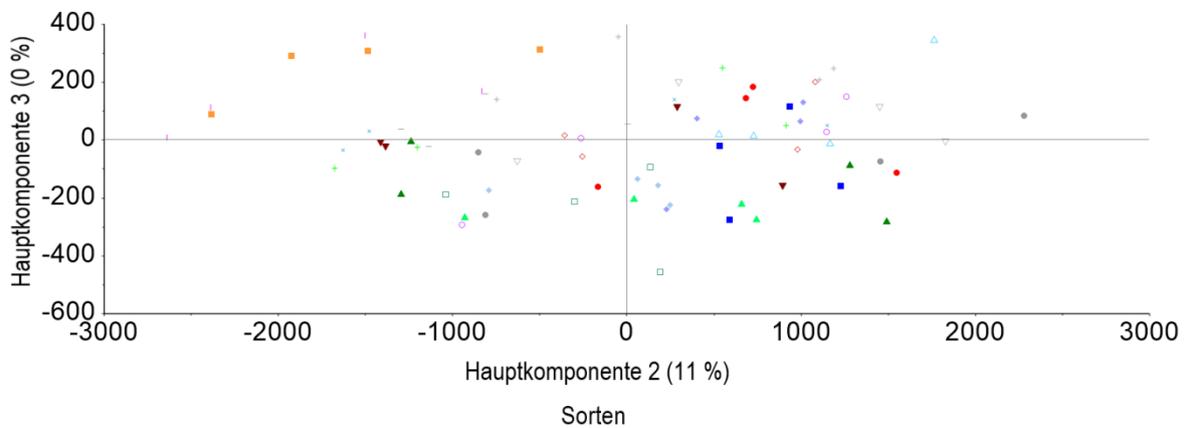
Abbildung 33 zeigt, dass die erste und zweite Hauptkomponente innerhalb der jeweiligen Behandlungsstufe eine Trennung der Sorten ermöglichen.



- | | | | | |
|--------------|--------------|----------------|--------------|---------------|
| ■ Bazooka | ● Galileo | ▲ Hedwig | ◆ Joker | ▼ KWS Higgins |
| * KWS Keeper | ∣ KWS Kosmos | — KWS Meridian | + KWS Orbit | × LG Veronika |
| ○ Mirabelle | □ Pixel | △ Quadriga | ◇ Sonnengold | ▽ SU Jule |
| ■ Tamina | ● Toreroo | ▲ Wenke | ◆ Wootan | |

Abbildung 33: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Den Einfluss der zweiten Hauptkomponente auf die Trennung der Sorten zeigt ergänzend Abbildung 34.



- | | | | | |
|--------------|--------------|----------------|--------------|---------------|
| ■ Bazooka | ● Galileo | ▲ Hedwig | ◆ Joker | ▼ KWS Higgins |
| * KWS Keeper | ∣ KWS Kosmos | — KWS Meridian | + KWS Orbit | × LG Veronika |
| ○ Mirabelle | □ Pixel | △ Quadriga | ◇ Sonnengold | ▽ SU Jule |
| ■ Tamina | ● Toreroo | ▲ Wenke | ◆ Wootan | |

Abbildung 34: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Die Loadings der ersten Hauptkomponente zeigt Abbildung 35. Die erste Hauptkomponente wird durch die abnehmende Reflexion im Wellenlängenbereich von etwa 715,5 nm bis etwa 787,5 nm geprägt.

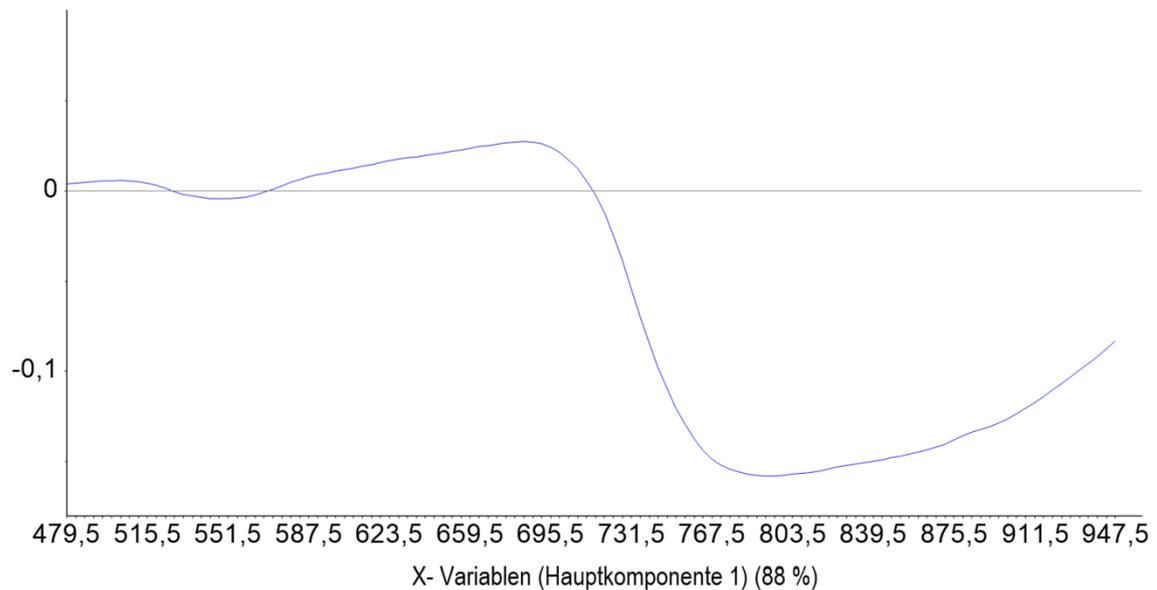


Abbildung 35: Loadings der ersten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der ersten Hauptkomponente: 88%.

Die zweite Hauptkomponente wird durch die Zunahme der Reflexion im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis etwa 711,5 nm geprägt (vgl. Abbildung 36).

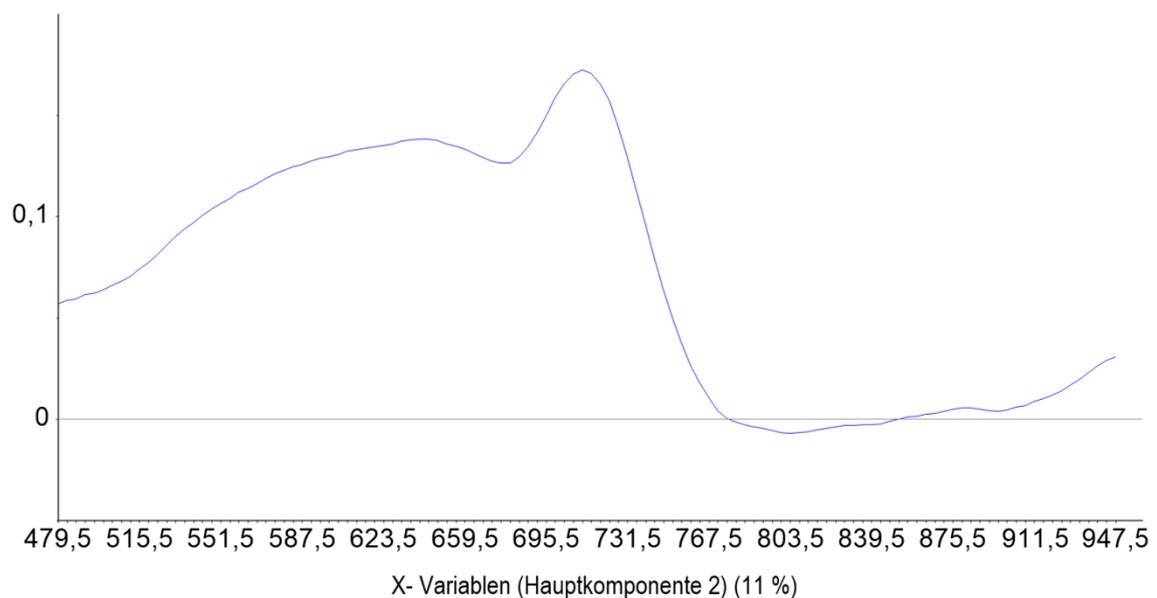


Abbildung 36: Loadings der zweiten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Wintergerste erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der zweiten Hauptkomponente: 11%.

4.1.1. Schätzung der Bestandeshöhen

Zwischen den Bestandeshöhen und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,221$; vgl. Abbildung 37 a)]. Zwischen den Bestandeshöhen und den Behandlungsstufen hingegen kann eine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p < 0,001$; vgl. Abbildung 37 b)].

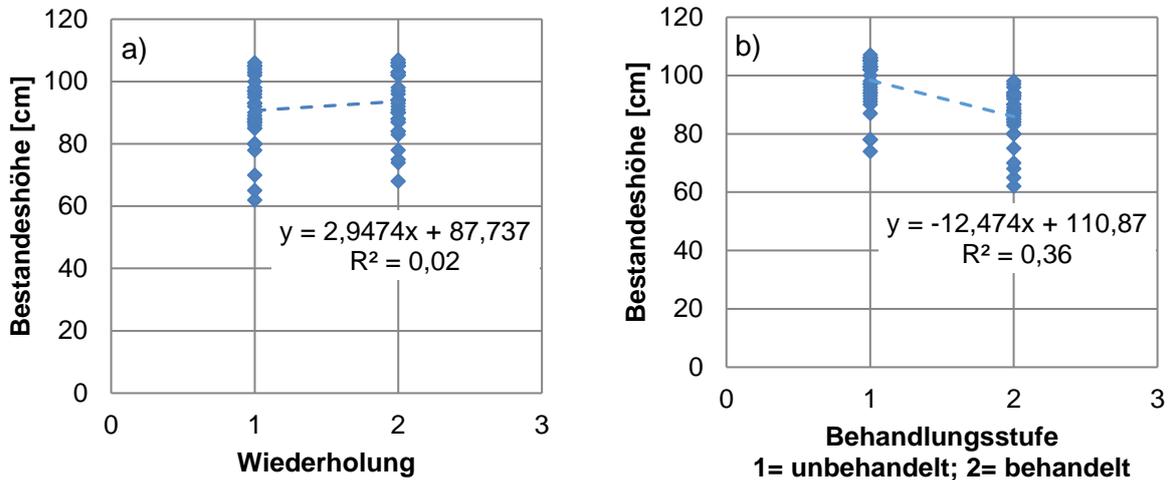


Abbildung 37: Beziehung zwischen den Bestandeshöhen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

Abbildung 38 zeigt die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente nach der Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse mit den untransformierten Spektren. Die Parzellen wurden nach ihren Bestandeshöhen in vier Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Parzellen nach ihren Bestandeshöhen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

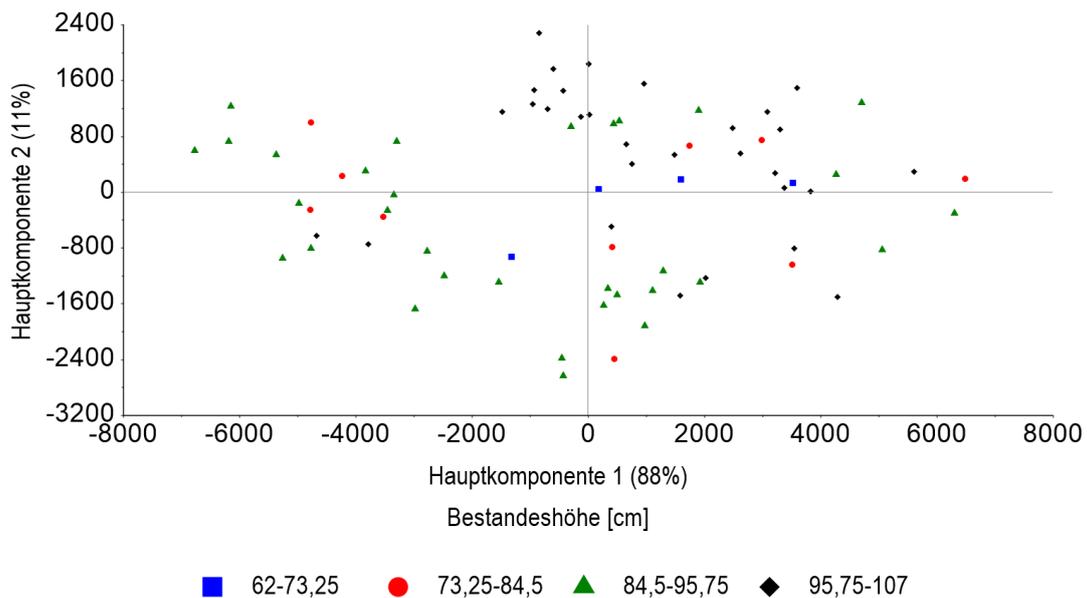


Abbildung 38: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Die Spektren wurden zunächst mithilfe einer Gauss- Filtertransformation mit einer Segmentgröße von sieben geglättet. Die geglätteten Spektren wurden mittels einer Standard Normal Variate und angeschlossenen Detrending transformiert. Abbildung 39 zeigt den Verlauf der transformierten Spektren. Die Spektren wurden nach der Bestandeshöhe ihrer jeweils zugehörigen Parzelle farblich markiert. Ein Einfluss der Bestandeshöhe auf den Verlauf der Spektren kann nicht beobachtet werden.

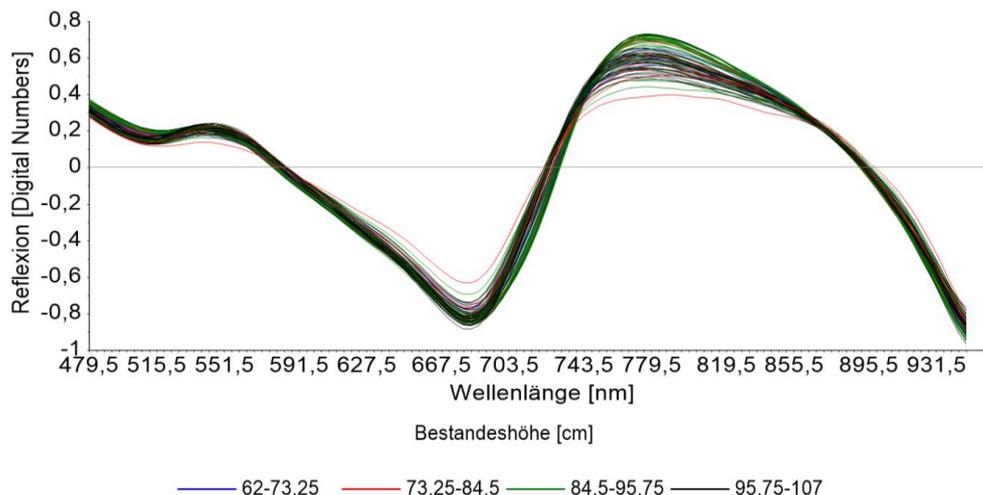


Abbildung 39: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm. Die Spektren wurden nach der Bestandeshöhe ihrer jeweils zugehörigen Parzelle farblich markiert.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Abbildung 40 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen. Auf der Achse der zweiten Hauptkomponente ist eine Trennung der Parzellen mit Bestandeshöhen von 62 cm bis 84,5 cm von den Parzellen mit Bestandeshöhen zwischen 95,75 cm und 107 cm zu beobachten.

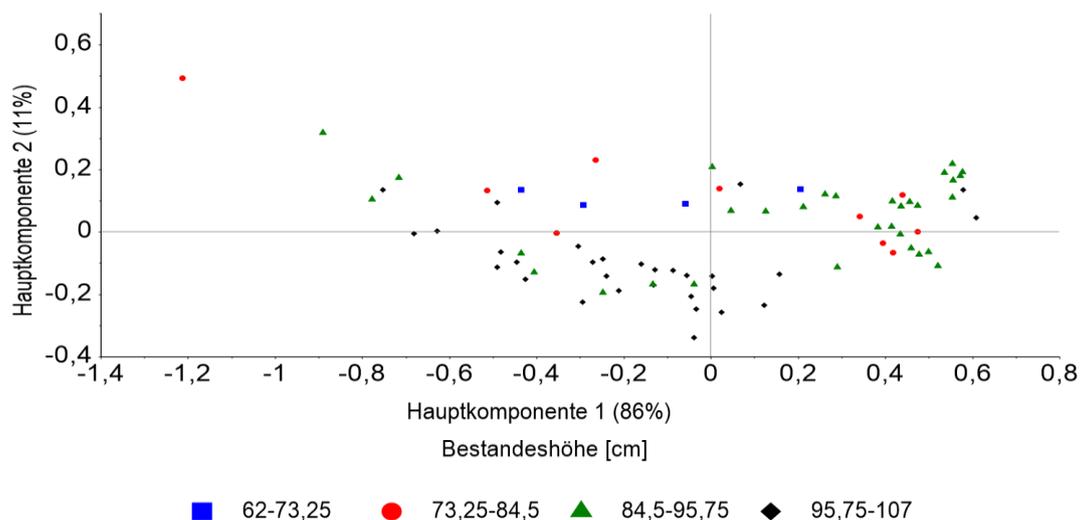


Abbildung 40: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflügten Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Abbildung 41 verdeutlicht, dass die Trennung der Parzellen mit Bestandeshöhen von 62 cm bis 84,5 cm von den Parzellen mit Bestandeshöhen zwischen 95,75 cm und 107 cm durch die zweite Hauptkomponente ermöglicht wird.

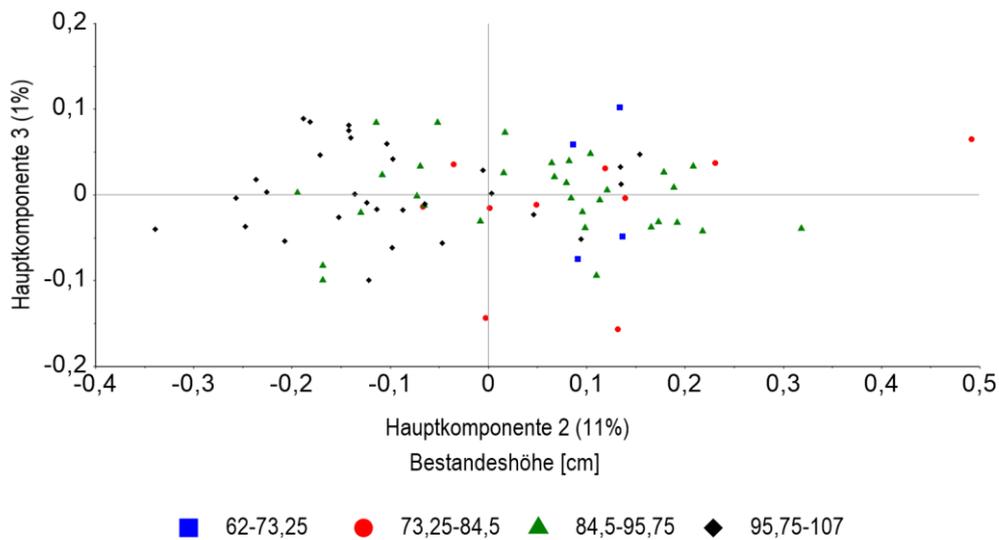


Abbildung 41: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den 76 Parzellen wurde eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit fünf Hauptkomponenten gewählt. Die Parzelle 7*1*2 passt vergleichsweise schlecht in das erstellte Modell (vgl. Abbildung 42). Die Parzellen 16*1*2 und 13*1*2 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das erstellte Modell aus. Die genannten Parzellen zeigten im Verlauf ihres Wachstums keine Auffälligkeiten. Fehler im Rahmen der Aufzeichnung der Spektren und der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Aus diesem Grunde wurden alle Parzellen in die weitere Analyse einbezogen.

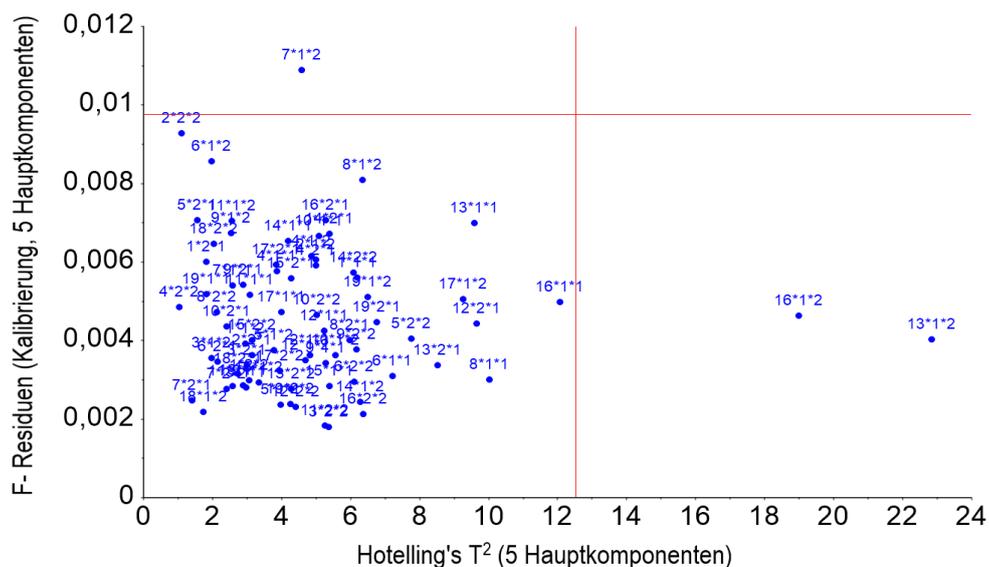


Abbildung 42: F-Residuen und Hotelling's T²-Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T²-Statistik: 12,54147, kritische Grenze der F-Residuen: 0,00975).

Die erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten zeigt Abbildung 43. Bei fünf Hauptkomponenten werden im Rahmen der Kalibrierung knapp 56 %, im Rahmen der Validierung knapp 43 % der Varianz in Y erklärt.

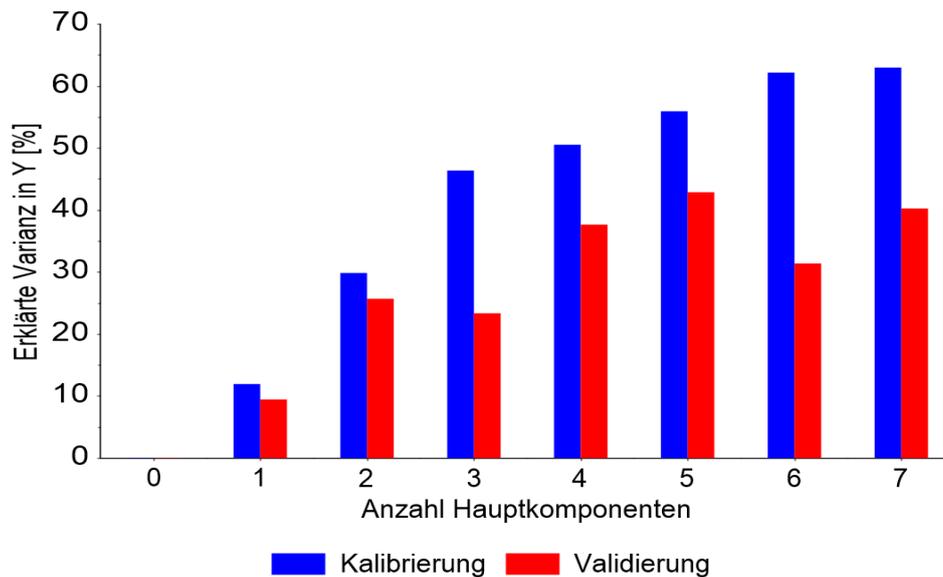


Abbildung 43: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Verteilung der Scorewerte in den ersten beiden Hauptkomponenten zeigt Abbildung 44. Die Parzellen wurden nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilt. Auf der Achse der zweiten Hauptkomponente ist eine Trennung der Parzellen mit Bestandeshöhen von 62 cm bis 73,25 cm von den Parzellen mit Bestandeshöhen von 95,75 cm bis 107 cm zu beobachten.

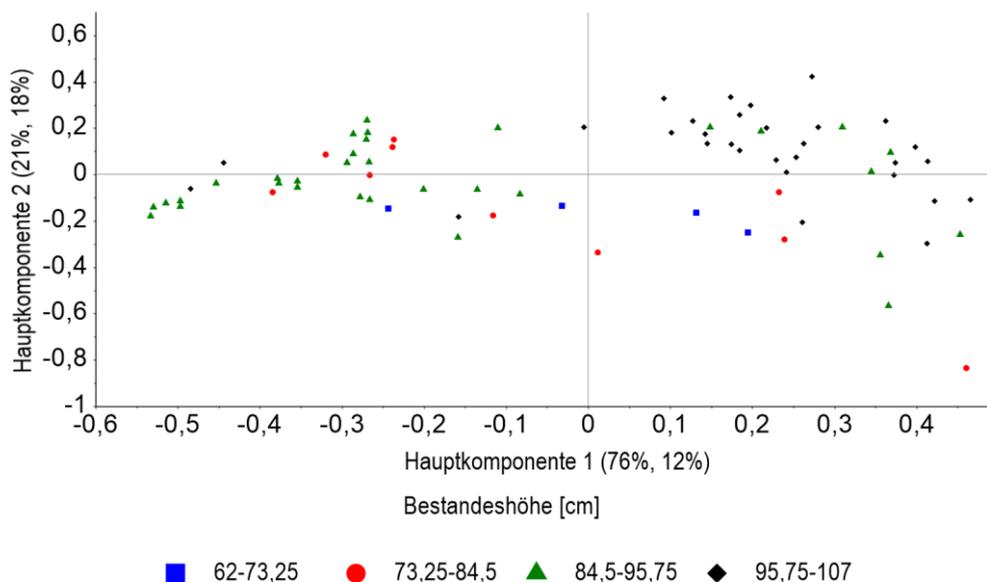


Abbildung 44: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Abbildung 45 zeigt den Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente. Die Trennung der Parzellen mit Bestandeshöhen von 62 cm bis 73,25 cm von den Parzellen mit Bestandeshöhen von 95,75 cm bis 107 cm auf der Achse der zweiten Hauptkomponente wird auch hier deutlich.

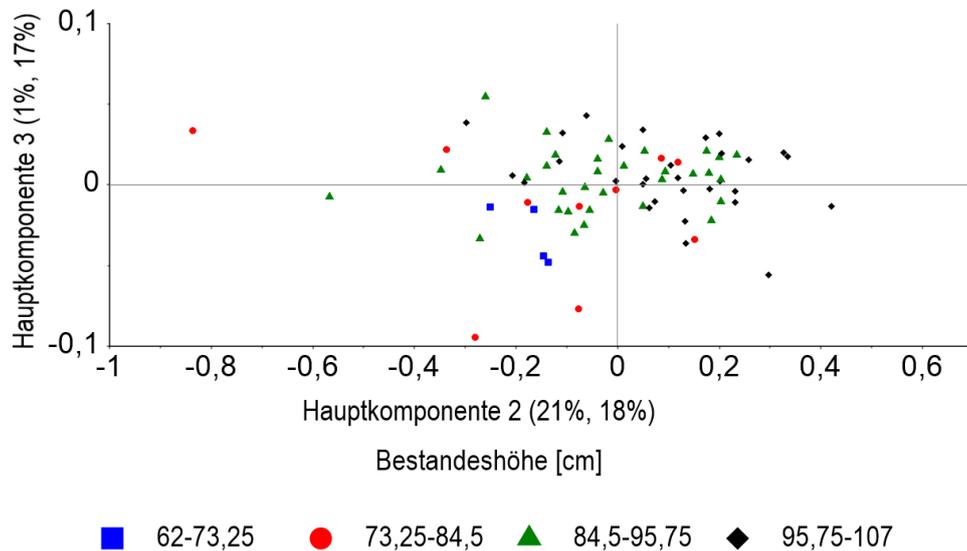


Abbildung 45: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach ihrer Bestandeshöhe in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Abbildung 46 zeigt, dass die Wellenlängen im Bereich von 479,5 nm bis 655,5 nm keinen signifikanten Beitrag zum Modell leisten. Im Wellenlängenbereich von 659,5 nm bis 947,5 nm hingegen leisten vereinzelte Wellenlängenbereiche einen signifikanten Beitrag zum Modell.

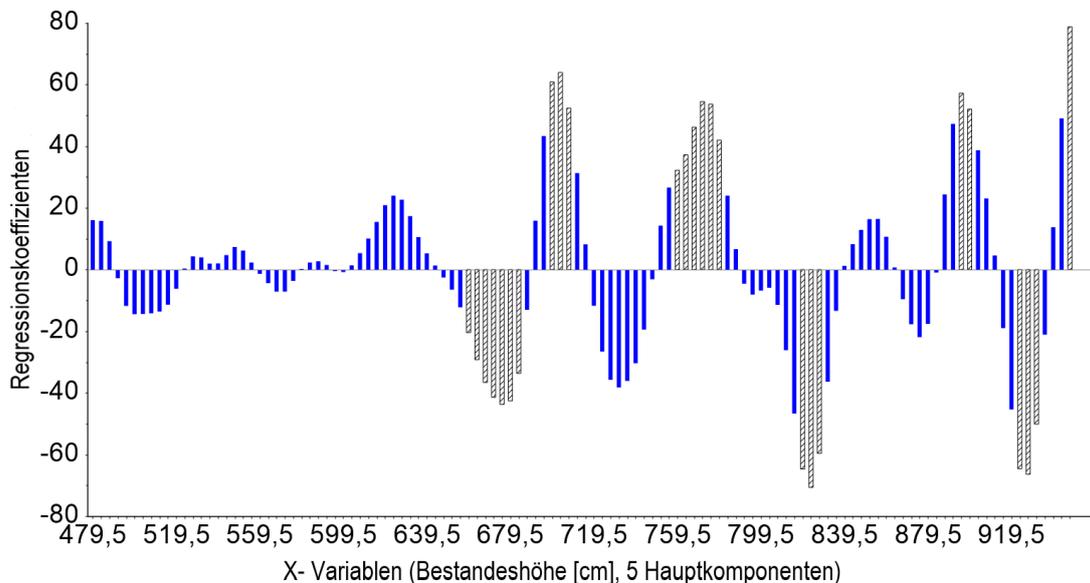


Abbildung 46: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der händisch gemessenen Bestandeshöhen zeigt Abbildung 47.

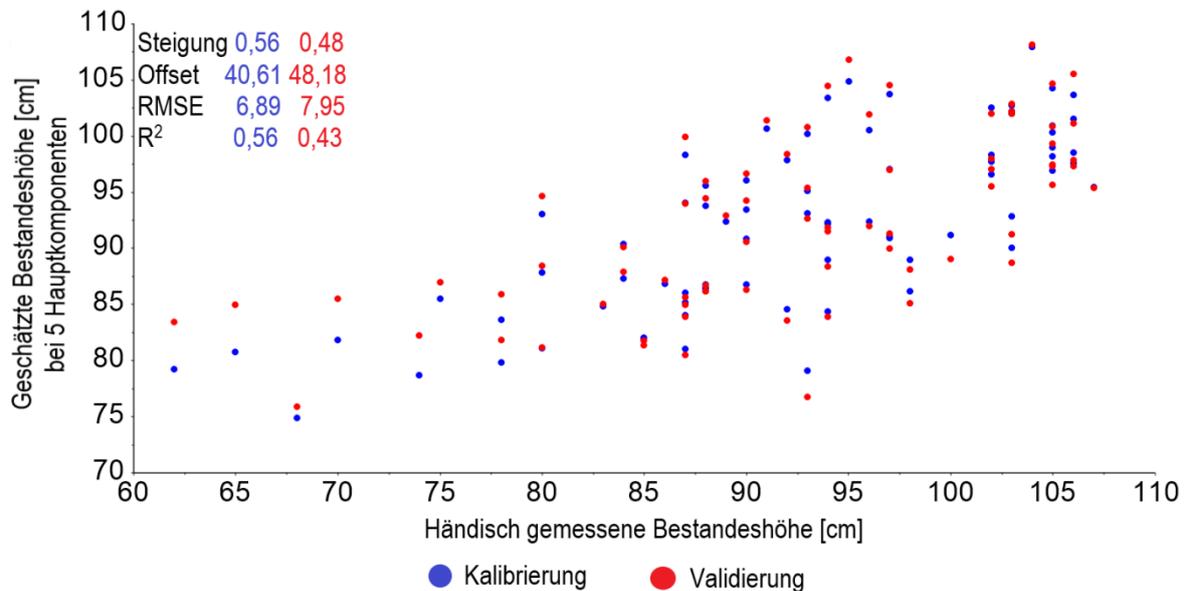


Abbildung 47: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der händisch gemessenen Bestandeshöhen der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei fünf Hauptkomponenten.

Einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen gibt Tabelle 3.

Tabelle 3: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²	RPD-Wert
1	7	8,93	8,94	1,69	0,15	1,17
2	5	7,8	7,91	-0,87	0,43	1,32
3	5	8,98	9,15	-0,41	0,36	1,14
4	7	7,24	7,26	-1,29	0,42	1,44
5	5	7,23	6,82	-2,74	0,38	1,53
Mittelwert		8,04	8,02	-0,72	0,35	1,32
Standardabweichung		0,78	0,91	1,44	0,1	0,15

4.1.2. Schätzung des Zwergrostbefalls (*Puccinia hordei* L.)

Die Beziehungen zwischen dem mittleren prozentualen Zwergrostbefall der Parzellen und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen zeigt Abbildung 48. Zwischen dem mittleren prozentualen Befall und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 1$; vgl. Abbildung 48 a)]. Die Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Befall und den Behandlungsstufen ist ebenfalls nicht signifikant [$p = 0,15$; vgl. Abbildung 48 b)].

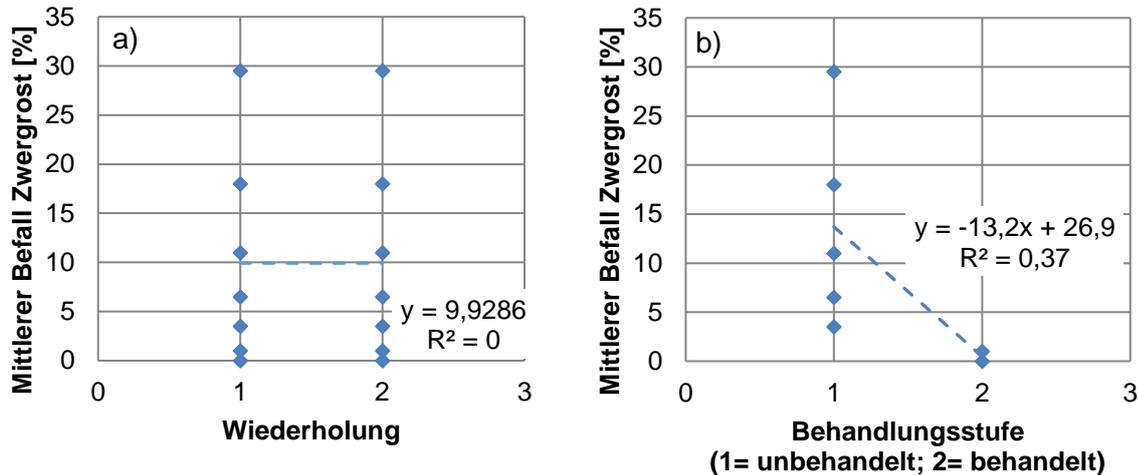


Abbildung 48: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Befall mit Zwergrost und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

Abbildung 49 zeigt den Scoreplot nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse. Die Parzellen wurden nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in Gruppen unterteilt. Die erste und zweite Hauptkomponente ermöglichen eine Trennung der Parzellen ohne Befall von den befallenen Parzellen. Innerhalb der Gruppe der befallenen Parzellen deutet sich eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten Hauptkomponente an.

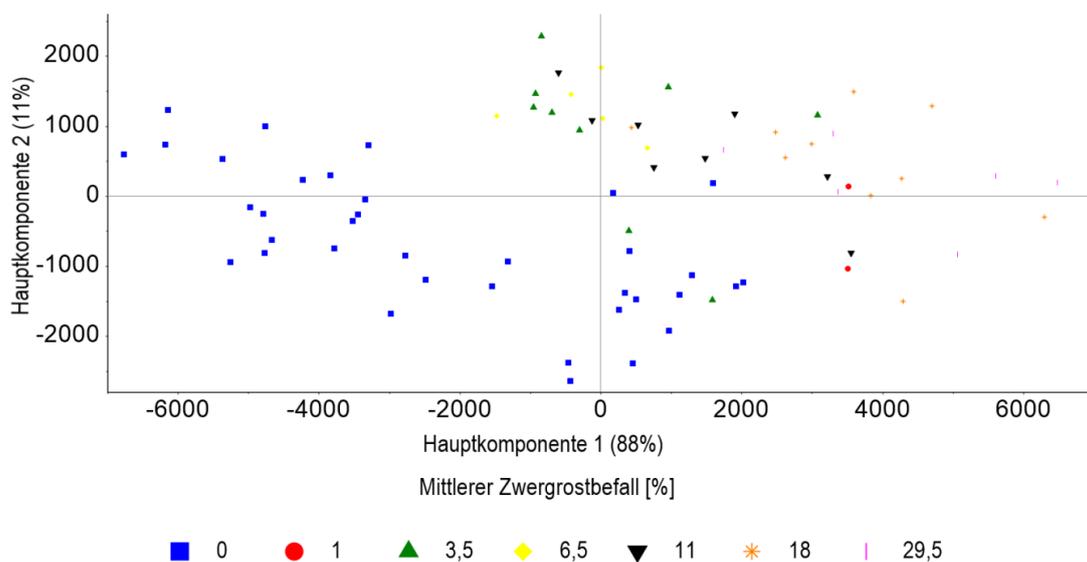


Abbildung 49: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des befallenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.

Die Spektren wurden mittels einer Gauss- Filtertransformation mit einer Segmentgröße von sieben geglättet. Abbildung 50 zeigt, dass die Höhe des mittleren prozentualen Befalls mit Zwergrost den Verlauf der Spektren beeinflusst.

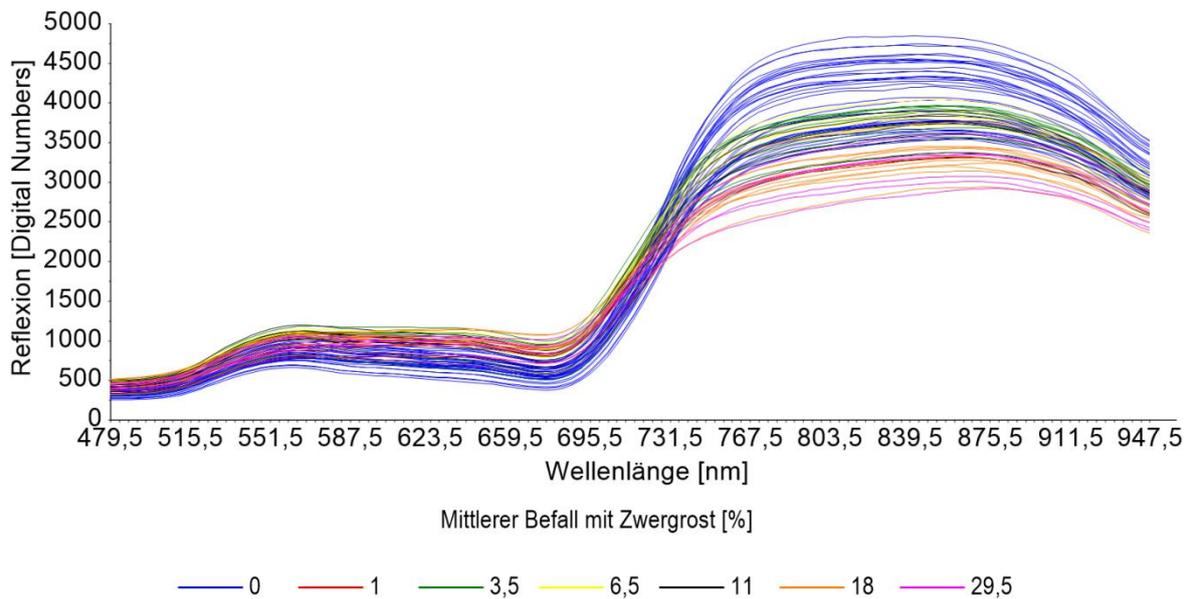


Abbildung 50: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm. Die Spektren wurden hinsichtlich des mittleren prozentualen Zwergrostbefalls ihrer zugehörigen Parzellen farblich markiert.

Die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente wurden in Abbildung 51 aufgetragen. Die Verteilung der Scorewerte ähnelt der in Abbildung 31 dargestellten Verteilung nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse mit den nicht geglätteten Spektren.

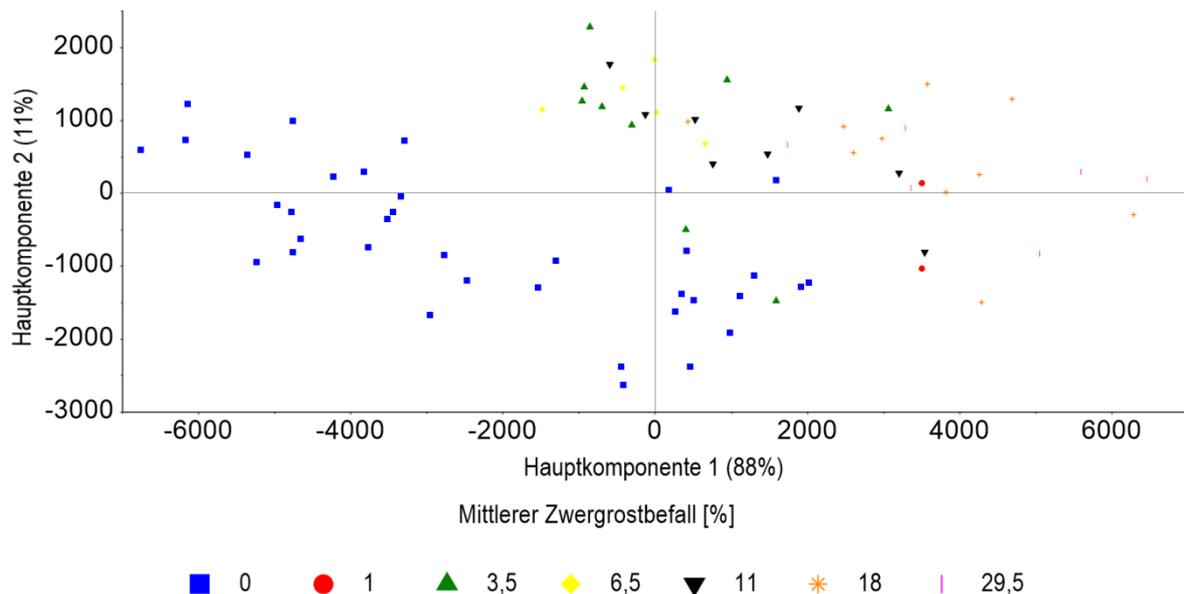


Abbildung 51: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.

Abbildung 52 verdeutlicht, dass auch die zweite Hauptkomponente die Trennung der nicht mit Zwergrost befallenen von den befallenen Parzellen ermöglicht. Eine Trennung der Gruppen der befallenen Parzellen kann auf der Achse der zweiten Hauptkomponente nicht beobachtet werden.

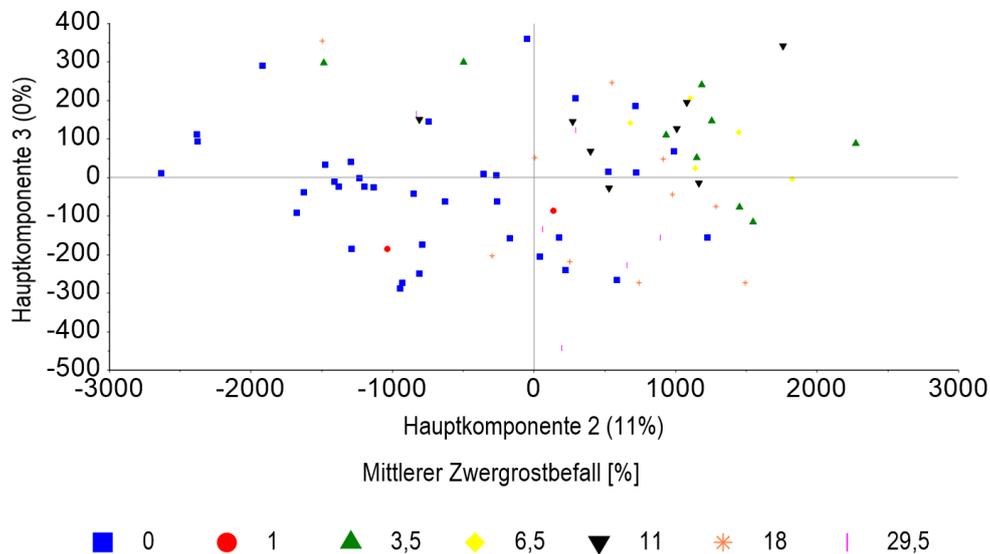


Abbildung 52: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des befallenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den 76 Parzellen des Landessortenversuchs wurde eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit vier Hauptkomponenten gewählt. Die Parzelle 8*1*1 passt vergleichsweise schlecht in das erstellte Modell (vgl. Abbildung 53). Da die Parzelle im Wachstumsverlauf keine Auffälligkeiten zeigte und im Rahmen der Erfassung der Spektren bzw. der Bildverarbeitung keine Fehler aufgetreten waren wurde die Parzelle in die weitere Analyse einbezogen.

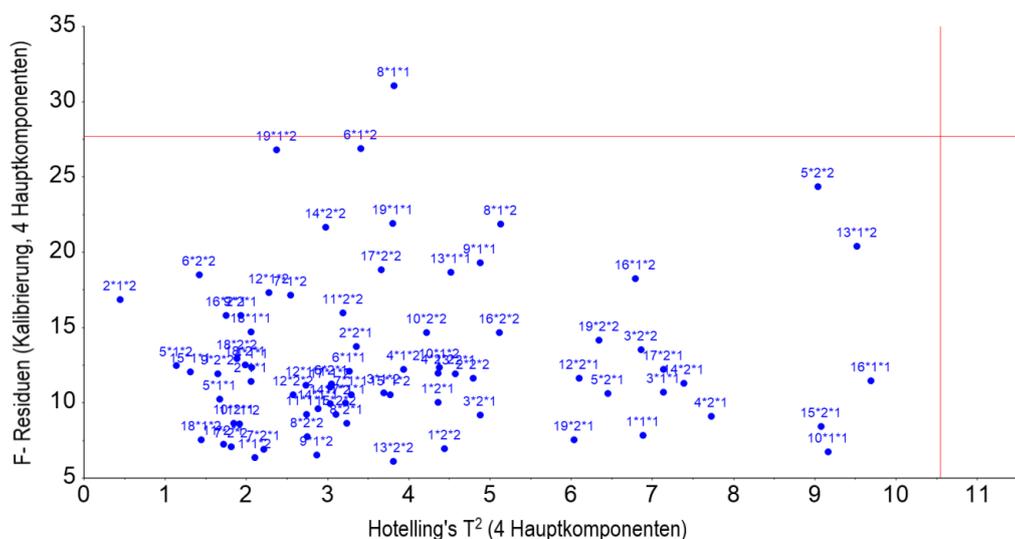


Abbildung 53: F-Residuen und Hotelling's T²-Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T²-Statistik: 10,54916, kritische Grenze der F-Residuen: 27,65464).

Abbildung 54 zeigt, dass bei vier Hauptkomponenten bei der Kalibrierung knapp 65 % der Varianz in Y und bei der Validierung knapp 58 % der Varianz in Y erklärt wird.

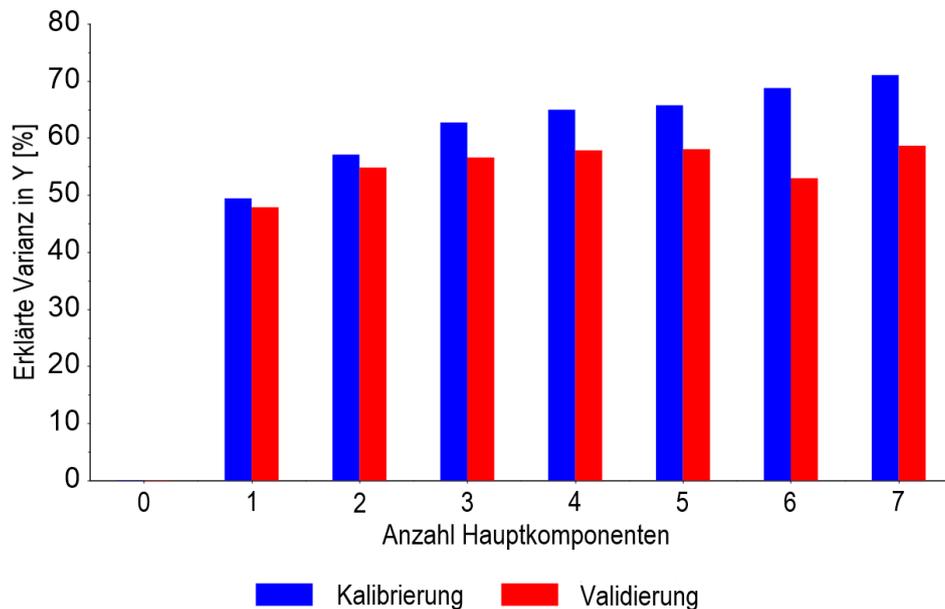


Abbildung 54: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente zeigt Abbildung 55. Die erste und zweite Hauptkomponente ermöglichen eine Trennung der nicht mit Zwergrost befallenen Parzellen von den befallenen Parzellen. Innerhalb der Gruppe der befallenen Parzellen lässt sich auf der Achse der ersten Hauptkomponente eine Trennung der Parzellen nach der Höhe ihres Befalls mit Zwergrost erkennen.

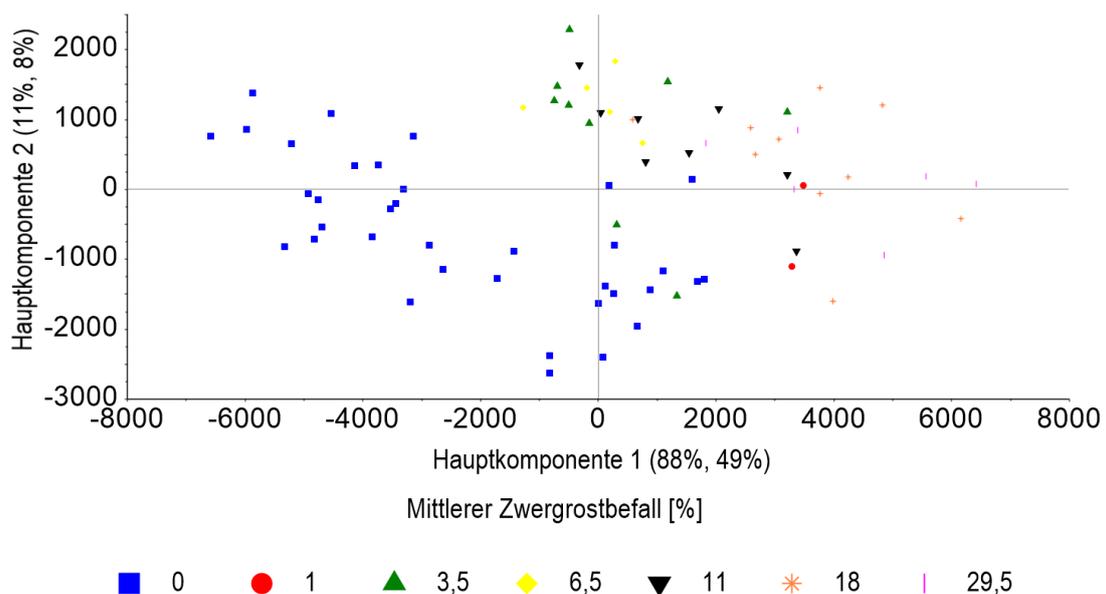


Abbildung 55: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des befallenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.

Die in Abbildung 56 abgetragenen Scorewerte der zweiten und dritten Hauptkomponente untermauern, dass auch die zweite Hauptkomponente die Trennung der nicht mit Zwergrost befallenen von den befallenen Parzellen ermöglicht. Eine Trennung der Gruppen der befallenen Parzellen kann auf der Achse der zweiten Hauptkomponente nicht beobachtet werden.

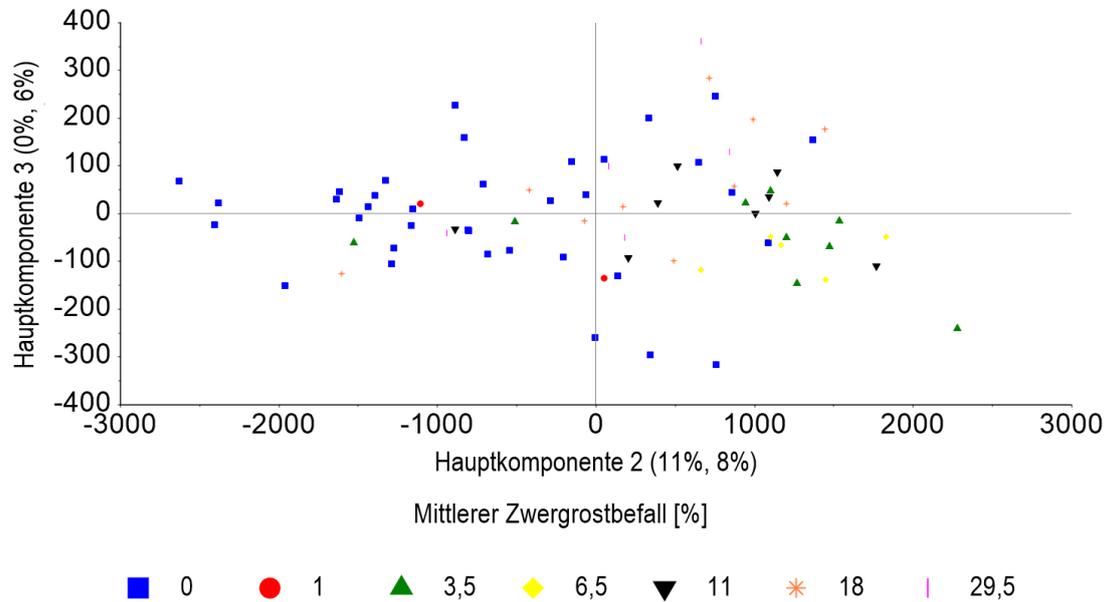


Abbildung 56: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 76 Parzellen des befallenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Zwergrostbefalls in sieben Gruppen unterteilten Parzellen.

Abbildung 57 zeigt, dass die Wellenlängenbereiche von 527,5 nm bis 607,5 nm sowie von 715,5 nm bis 751,5 nm einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell leisten.

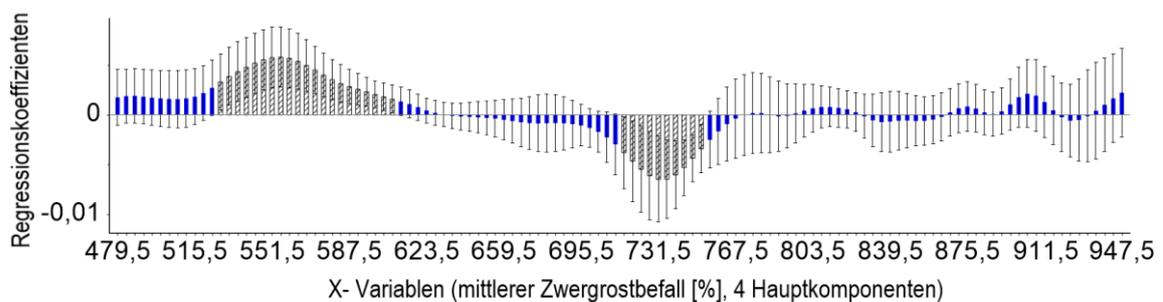


Abbildung 57: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befälle mit Zwergrost veranschaulicht Abbildung 58.

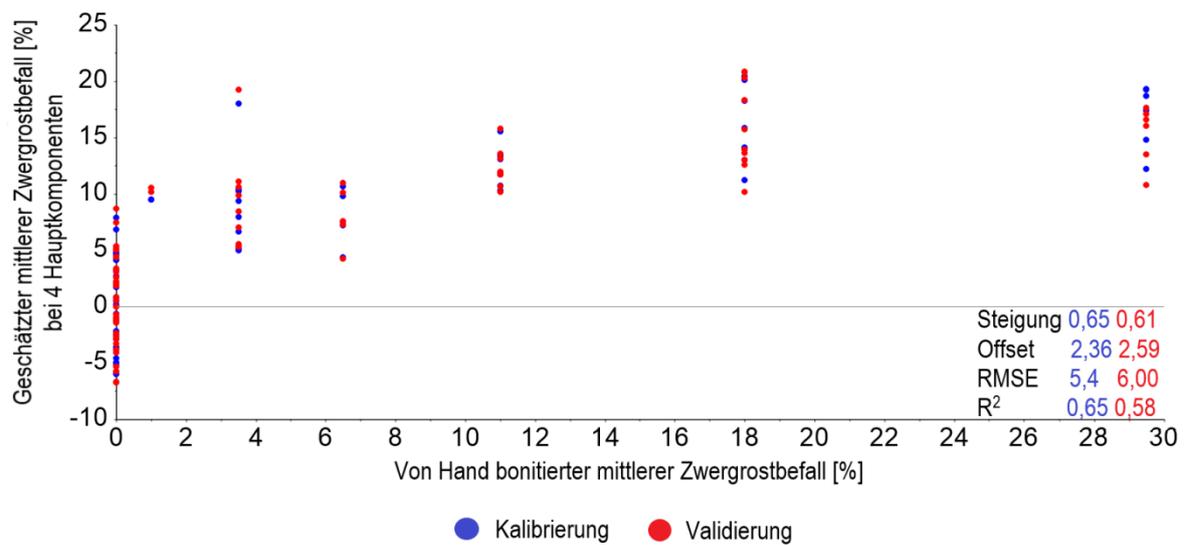


Abbildung 58: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Zwergrostbefalls der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste bei Kalibrierung und Validierung bei vier Hauptkomponenten.

Tabelle 4 gibt einen Überblick über die im Rahmen der Testsetvalidierung ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der Güte des erstellten Kalibriermodells.

Tabelle 4: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²
1	2	7,13	6,8	-2,52	0,54
2	5	6,21	6,2	1,3	0,51
3	2	5,76	5,8	0,92	0,6
4	4	5,58	5,65	0,67	0,66
5	1	6,54	6,61	-0,89	0,56
Mittelwert		6,24	6,21	-0,1	0,57
Standardabweichung		0,56	0,44	1,42	0,05

4.1.3. Schätzung von Parzellenerträgen

Zwischen den Parzellenerträgen und den Wiederholungen besteht keine Beziehung [$p = 0,29$; vgl. Abbildung 59 a)]. Zwischen den Parzellenerträgen und den Behandlungsstufen hingegen kann eine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p < 0,001$; vgl. Abbildung 59 b)].

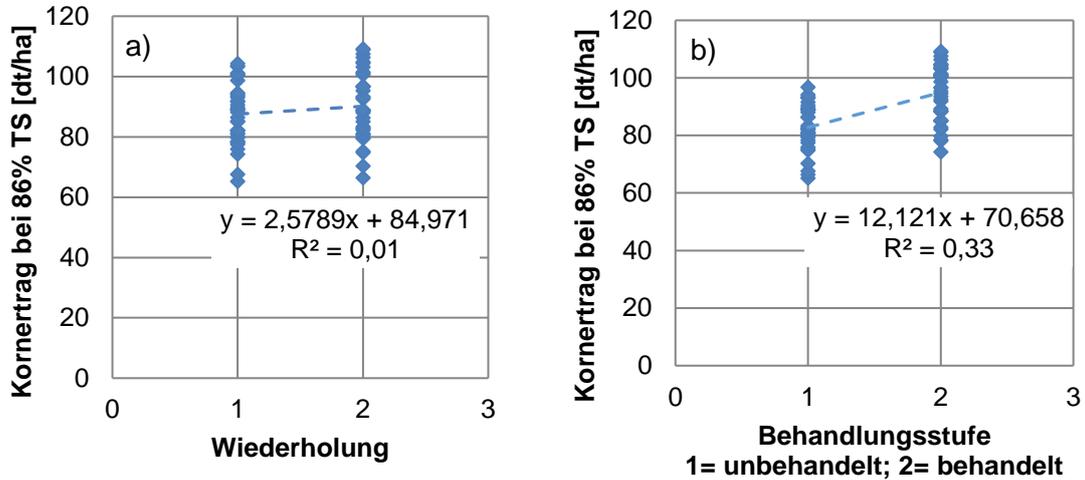


Abbildung 59: Beziehung zwischen den im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs ermittelten Parzellenerträgen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

In Abbildung 60 wurden die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des Landessortenversuchs nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse abgetragen. Die Parzellen wurden nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilt. Die erste Hauptkomponente ermöglicht eine Trennung der gebildeten Gruppen.

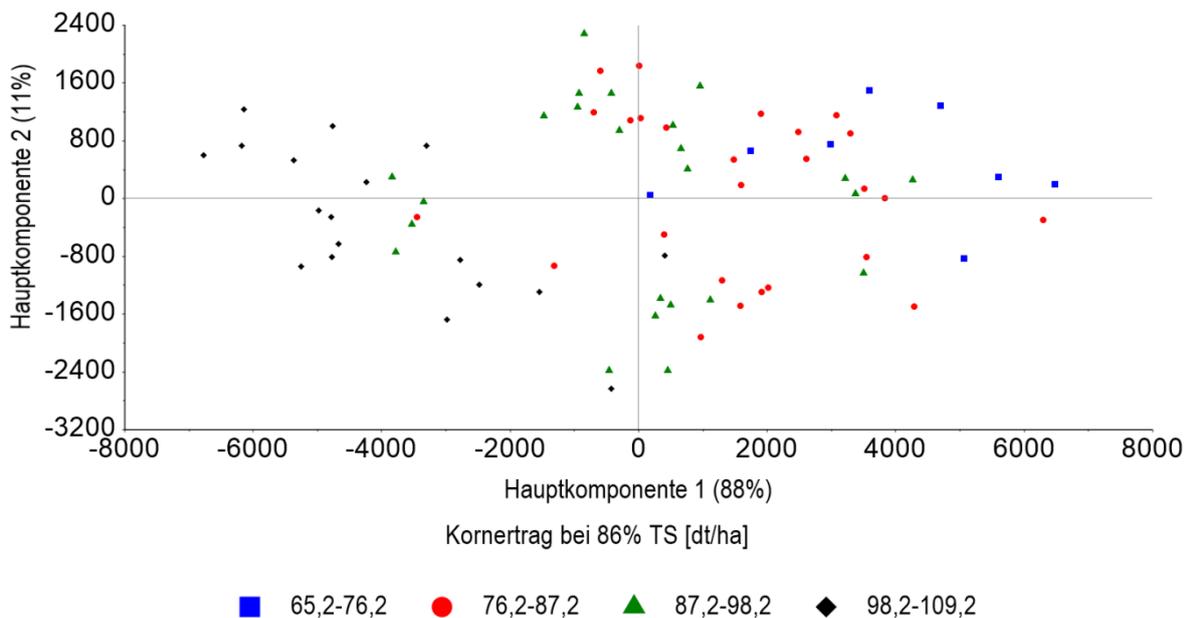


Abbildung 60: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Die Spektren wurden mithilfe eines Polynomfits transformiert. Es wurde die erste Ableitung gewählt. Die Glättung erfolgte über ein Polynom zweiten Grades mit neun Stützstellen (vier links, vier rechts). Den Verlauf der transformierten Spektren zeigt Abbildung 61. Die Wellenlängenbereiche von 479,5 nm bis 491,5 nm und von 935,5 nm bis 947,5 nm wurden durch die Ableitung auf null gesetzt. Weitere Analysen wurden daher im Wellenlängenbereich von 495,5 nm bis 931,5 nm vorgenommen. Die Höhe des Kornertrages der Parzellen beeinflusst den Verlauf der Spektren.

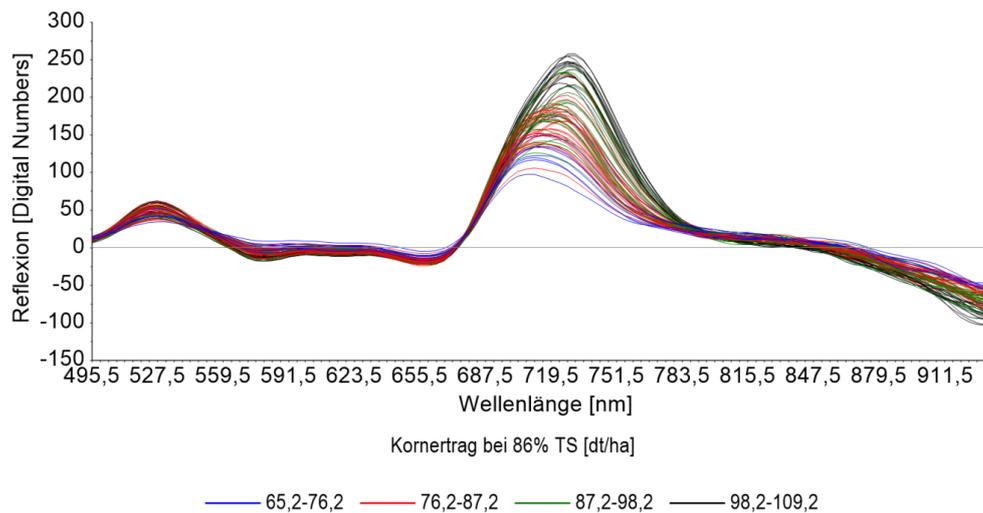


Abbildung 61: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 495,5 nm bis 931,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihres Ertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Abbildung 62 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen. Die Transformation der Spektren reduzierte die Varianz innerhalb der Gruppen. Zudem wurde die Trennung der Gruppen deutlicher auf die erste Hauptkomponente verschoben.

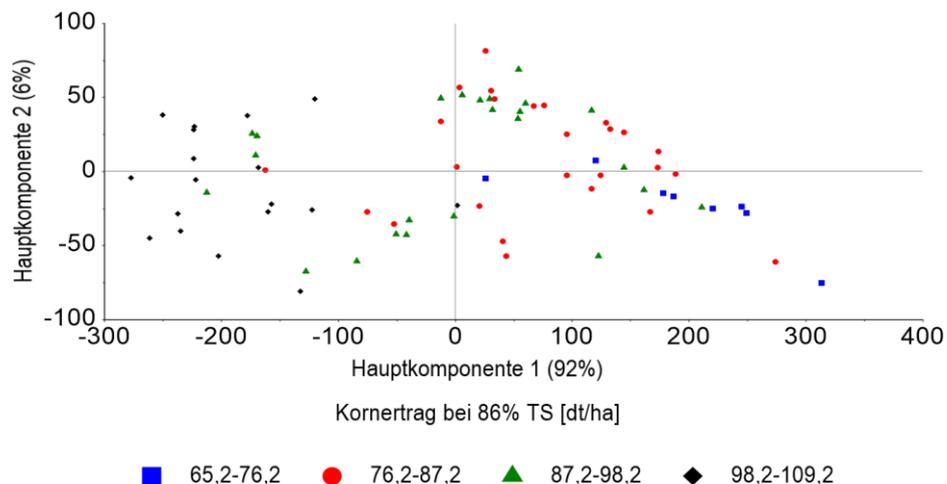


Abbildung 62: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den 76 Parzellen wurde eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit sechs Hauptkomponenten gewählt. Die Parzelle mit dem Kürzel 17*2*1 fällt durch einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das gebildete Modell auf (vgl. Abbildung 63). Die Parzelle zeigte im Verlauf ihres Wachstums keine Auffälligkeiten. Fehler im Rahmen der Aufzeichnung der Spektren bzw. der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Somit wurde die Parzelle in die weitere Analyse eingeschlossen.

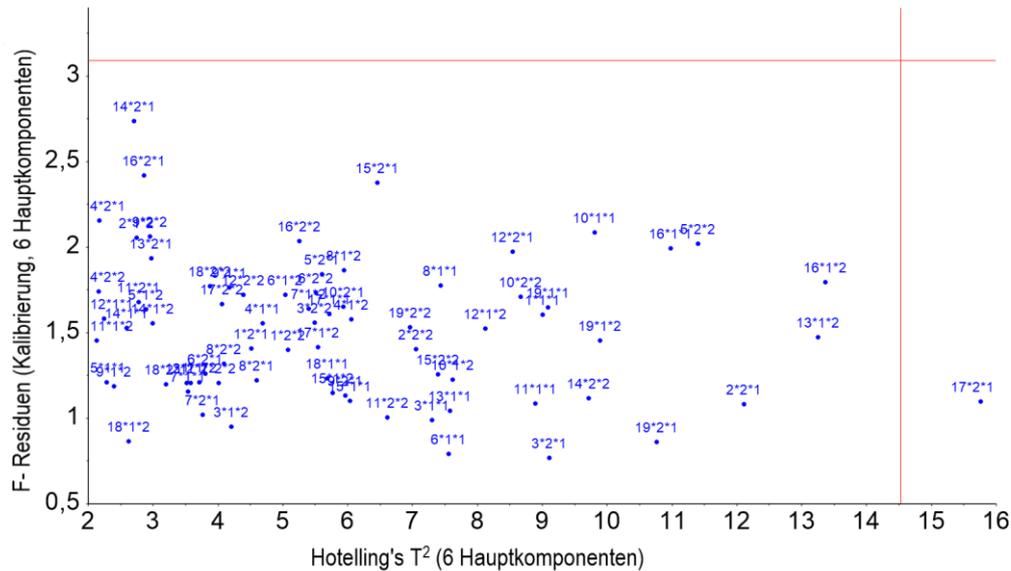


Abbildung 63: F- Residuen und Hotelling's T²- Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T²- Statistik: 14,53211, kritische Grenze der F- Residuen: 3,08863).

Die erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten zeigt Abbildung 64. Mit sechs Hauptkomponenten werden im Rahmen der Kalibrierung 84 %, im Rahmen der Validierung 72 % der Varianz in Y erklärt.

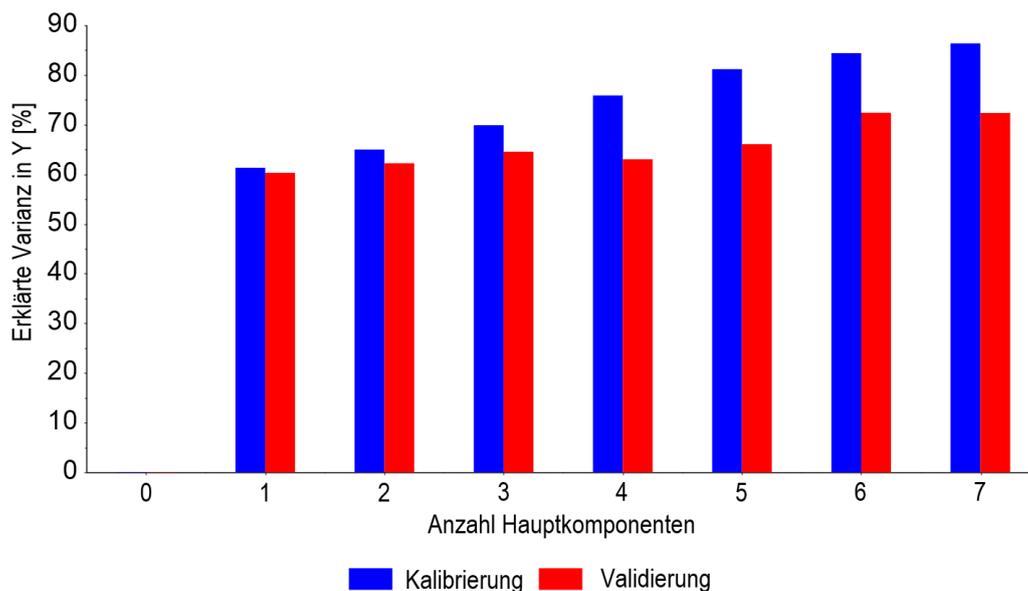


Abbildung 64: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Verteilung der Scorewerte in den ersten beiden Hauptkomponenten zeigt Abbildung 65. Die Parzellen wurden nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilt. Auf der Achse der ersten Hauptkomponente fällt die Trennung der Parzellen in die markierten Gruppen auf.

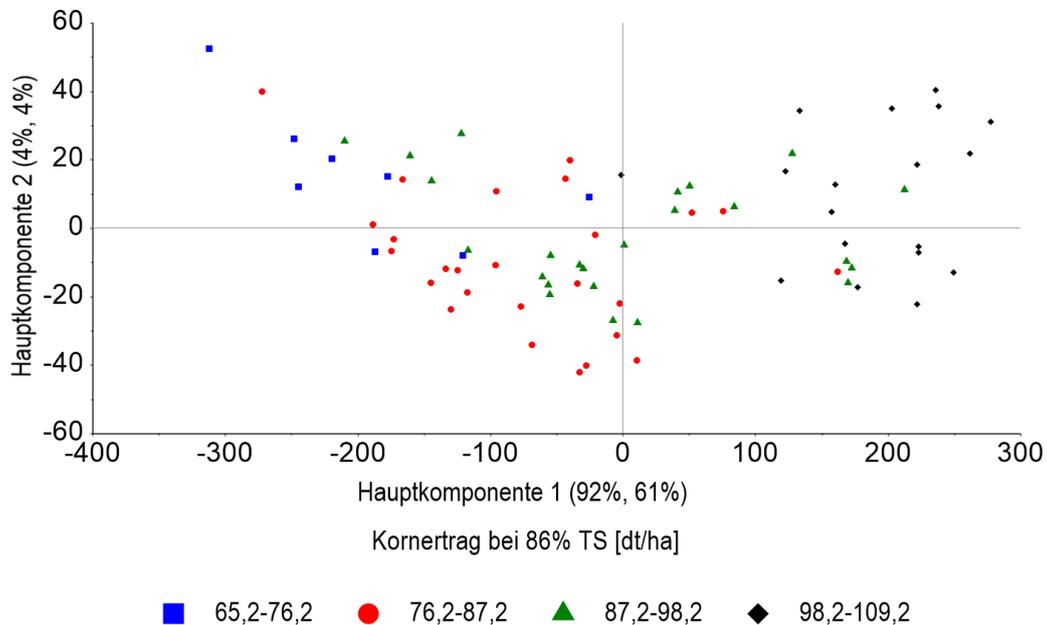


Abbildung 65: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 76 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintergerste unter Hervorhebung der nach der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Abbildung 66 zeigt, dass im Wellenlängenbereich von 495,5 nm bis 743,5 nm eine Vielzahl der X- Variablen einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell leistet. Im Wellenlängenbereich von 747,5 nm bis 931,5 nm hingegen leistet keine der X- Variablen einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell.

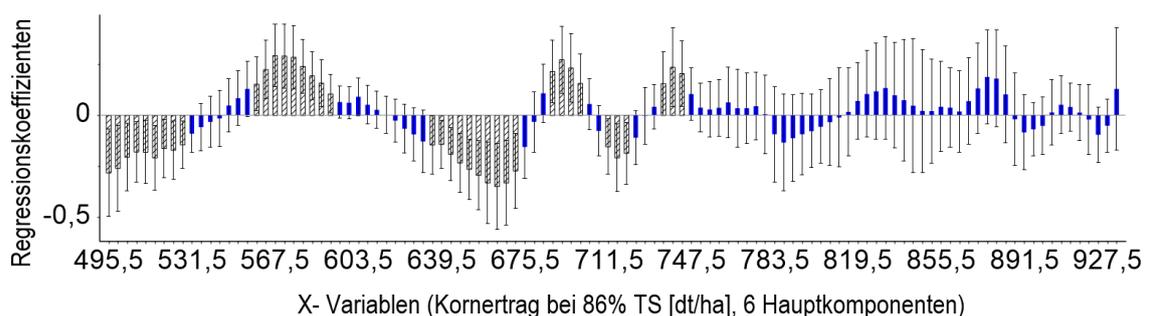


Abbildung 66: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 495,5 nm bis 931,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge veranschaulicht Abbildung 67.

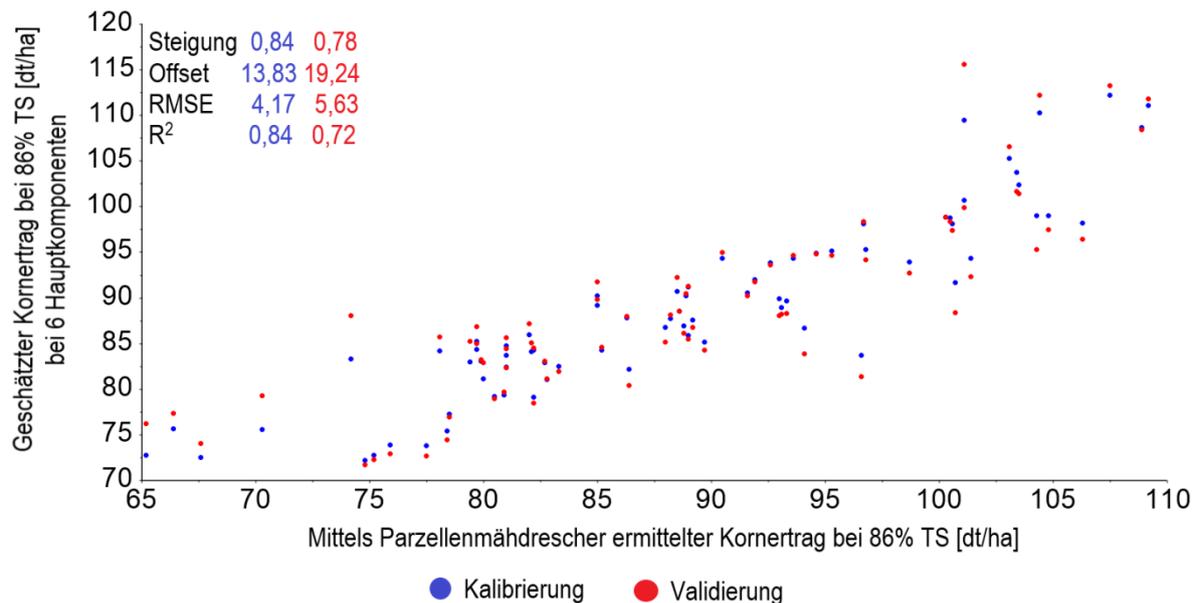


Abbildung 67: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei sechs Hauptkomponenten.

Einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen gibt Tabelle 5.

Tabelle 5: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²	RPD-Wert
1	1	6,71	6,63	1,67	0,66	1,61
2	3	6,58	6,69	-0,51	0,63	1,59
3	1	6,39	6,36	-1,39	0,72	1,67
4	1	6,23	6,33	0,62	0,72	1,68
5	3	5,46	5,47	-1,03	0,71	1,94
Mittelwert		6,27	6,3	-0,13	0,69	1,7
Standardabweichung		0,44	0,44	1,13	0,04	0,13

Die mithilfe des Bestimmtheitsmaßes R^2 ausgedrückten Zusammenhänge der mittels Parzellenmährescher ermittelten Kornerträge der Parzellen der Wintergerste und der berechneten Vegetationsindices sind in Tabelle 6 abgetragen.

Tabelle 6: Zusammenhänge der mittels Parzellenmährescher ermittelten Kornerträge der Wintergerste bei 86% TS und ausgewählter Vegetationsindices

R^2	<i>NDVI</i>	<i>NDRE</i>	<i>GNDVI</i>	<i>SR</i>	<i>GCI</i>	<i>RECI</i>
<i>Mittels Parzellenmährescher ermittelte Kornerträge bei 86% TS [dt/ha]</i>	0,48	0,49	0,48	0,47	0,47	0,48

4.2. Explorative Analyse des Datensatzes in Winterweizen (*Triticum aestivum* L.)

Die hyperspektral erfassten Spektren der 108 Parzellen des Landessortenversuchs sind in Abbildung 68 aufgetragen.

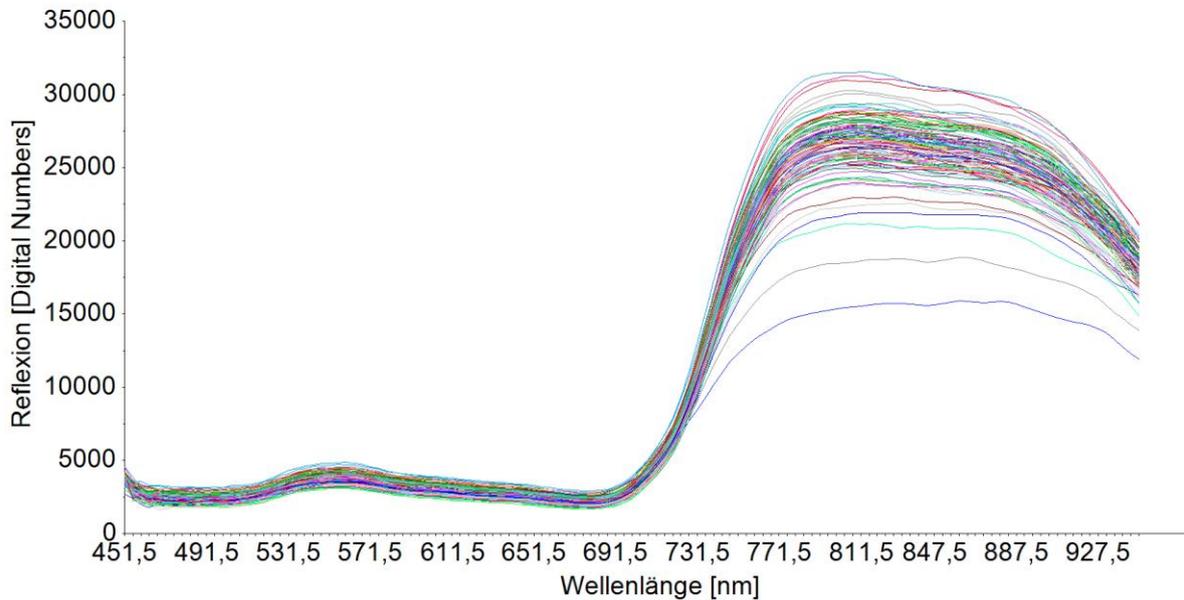


Abbildung 68: Im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfasste Spektren im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm.

Mit den erfassten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Der Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 475,5 nm wurde aufgrund von Rauschen von weiteren Analysen ausgenommen.

Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Wie Abbildung 69 zeigt üben die Parzellen 27*2*1, 17*2*2, 12*1*2, 1*1*2 und 3*1*2 einen vergleichsweise starken Einfluss auf das Modell aus. Die Parzelle 10*2*1 passt vergleichsweise schlecht in das erstellte Modell. Die genannten Parzellen zeigten sich im Wachstumsverlauf unauffällig. Auswinterung, Lager und Schäden durch tierische Schädlinge wie beispielsweise Mäuse waren nicht aufgetreten. Auch die Erfassung der Spektren und die nachgelagerte Bildverarbeitung verliefen fehlerfrei. Aus diesem Grunde wurden die genannten Parzellen nicht als Ausreißer betrachtet und in weitere Analysen einbezogen.

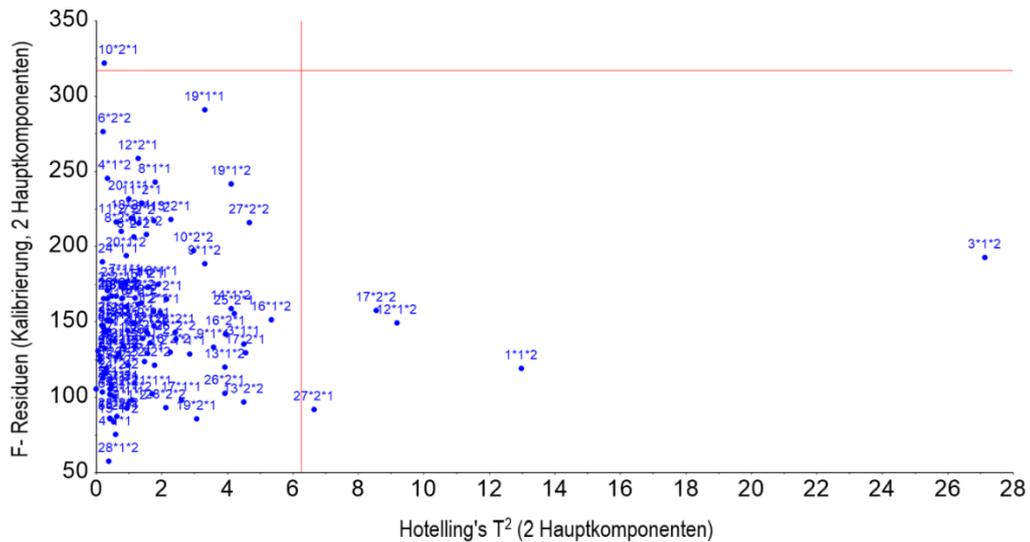


Abbildung 69: F-Residuen und Hotelling's T²-Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T²-Statistik: 6,27979, kritische Grenze der F-Residuen: 317,0625).

Die erste Hauptkomponente erklärt bei Kalibrierung und Validierung 95 % der spektralen Varianz. Mit zwei Hauptkomponenten werden bei Kalibrierung und Validierung 98 % der Varianz in den Spektren erklärt (vgl. Abbildung 70).

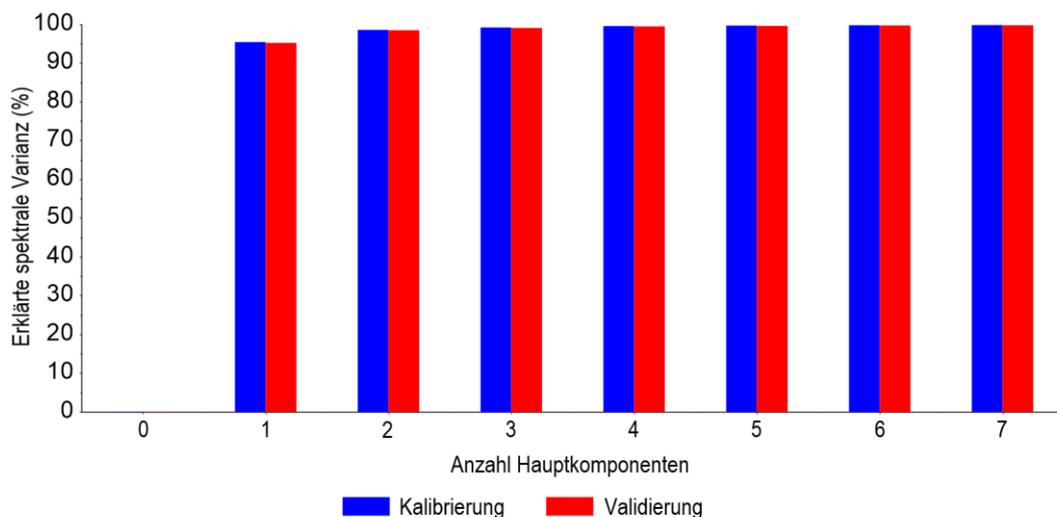


Abbildung 70: Erklärte Varianz der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfassten Spektren in Abhängigkeit von der Anzahl an Hauptkomponenten bei Kalibrierung und Validierung nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse.

Abbildung 71 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente. Die Parzellen wurden nach ihrer Zugehörigkeit zu der jeweiligen Wiederholung bzw. Behandlungsstufe hervorgehoben. Eine Trennung der Parzellen nach den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen auf der Achse der ersten und/oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

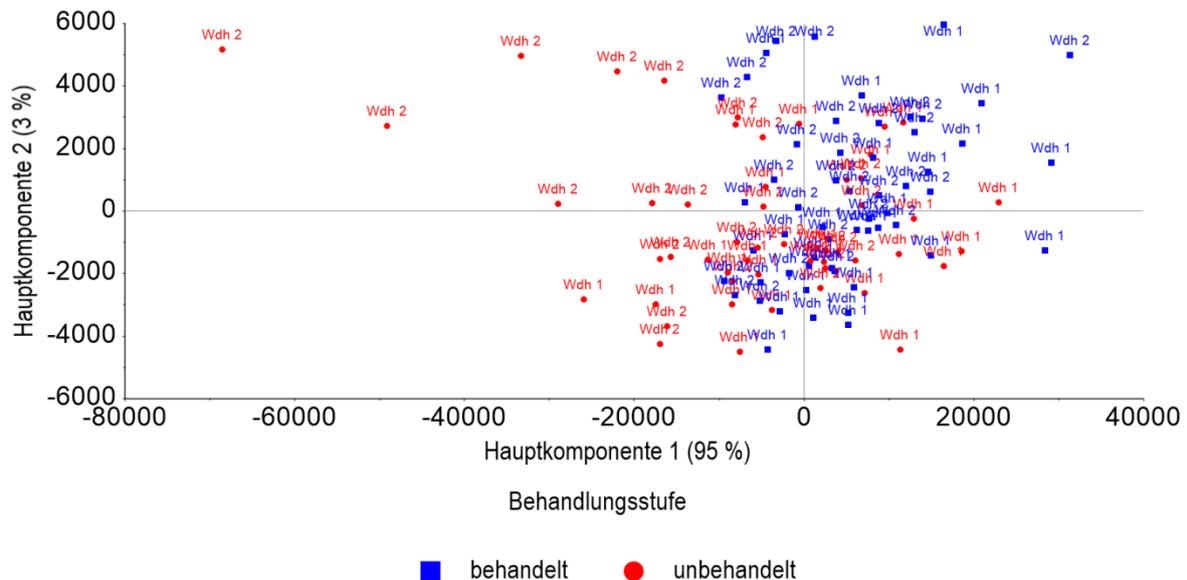


Abbildung 71: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Abbildung 72 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente unter Hervorhebung der Sortenbezeichnung. Die Parzellen einzelner Sorten liegen mit engem Nachbarschaftsverhältnis in Gruppen zusammen. Bei anderen Sorten hingegen lässt sich keine Gruppenbildung beobachten.

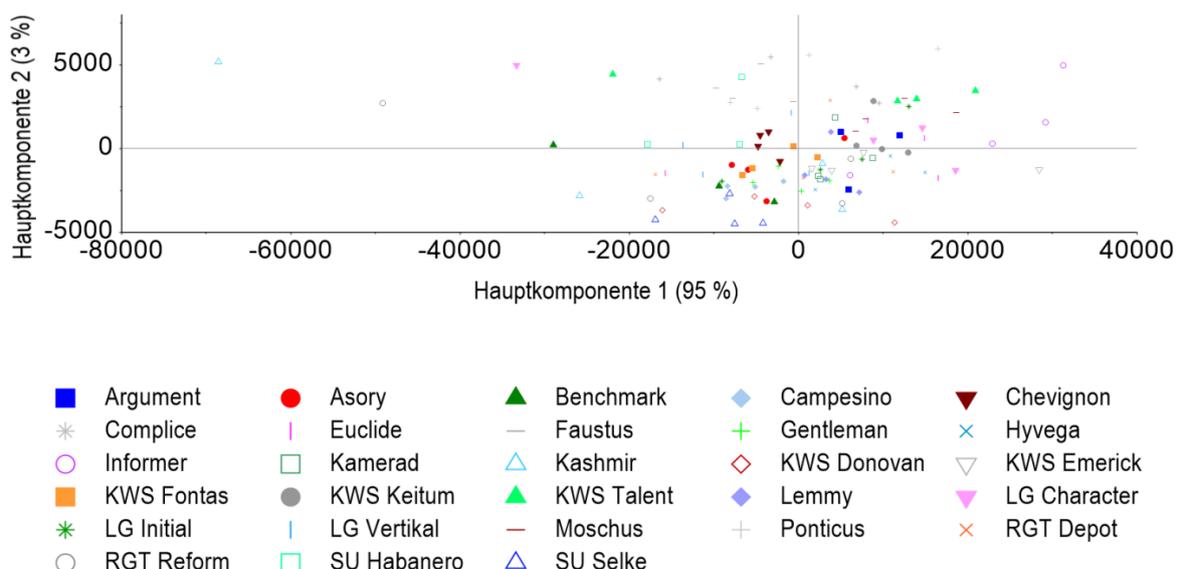


Abbildung 72: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Die Unterscheidung der sich zu einer Gruppe zusammenschließenden Parzellen einer Sorte wird sowohl durch die erste als auch durch die zweite Hauptkomponente ermöglicht. Dies zeigt ergänzend der in Abbildung 73 abgetragene Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente.

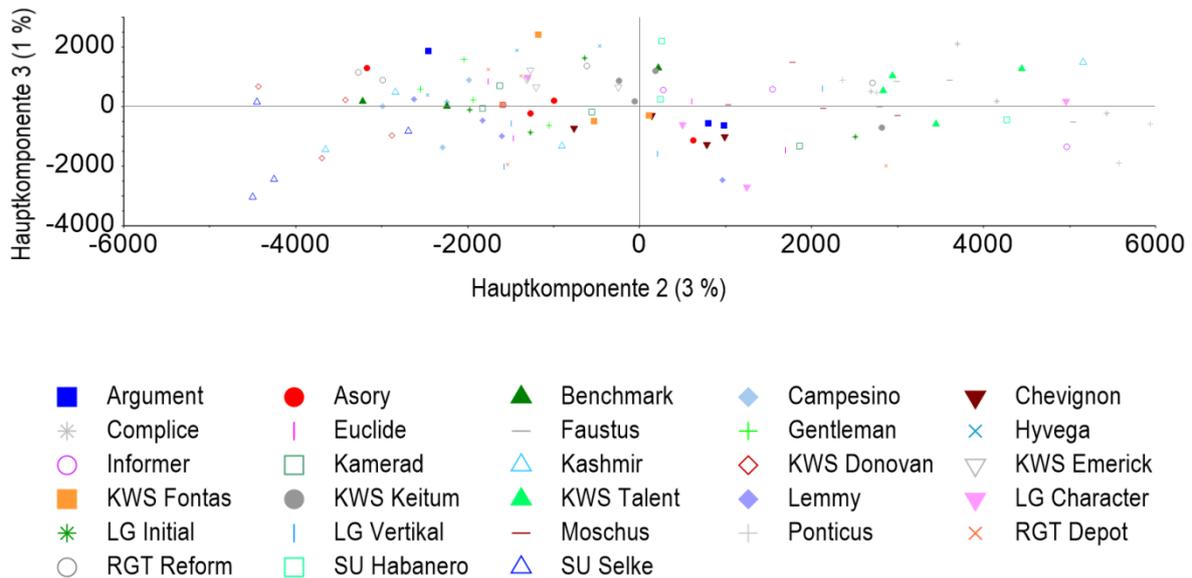


Abbildung 73: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Die Loadings der ersten Hauptkomponente gleichen dem Mittelwertspektrum. Die erste Hauptkomponente wird somit durch die etwa ab der Wellenlänge 703,5 nm zunehmende Reflexion geprägt (vgl. Abbildung 74).

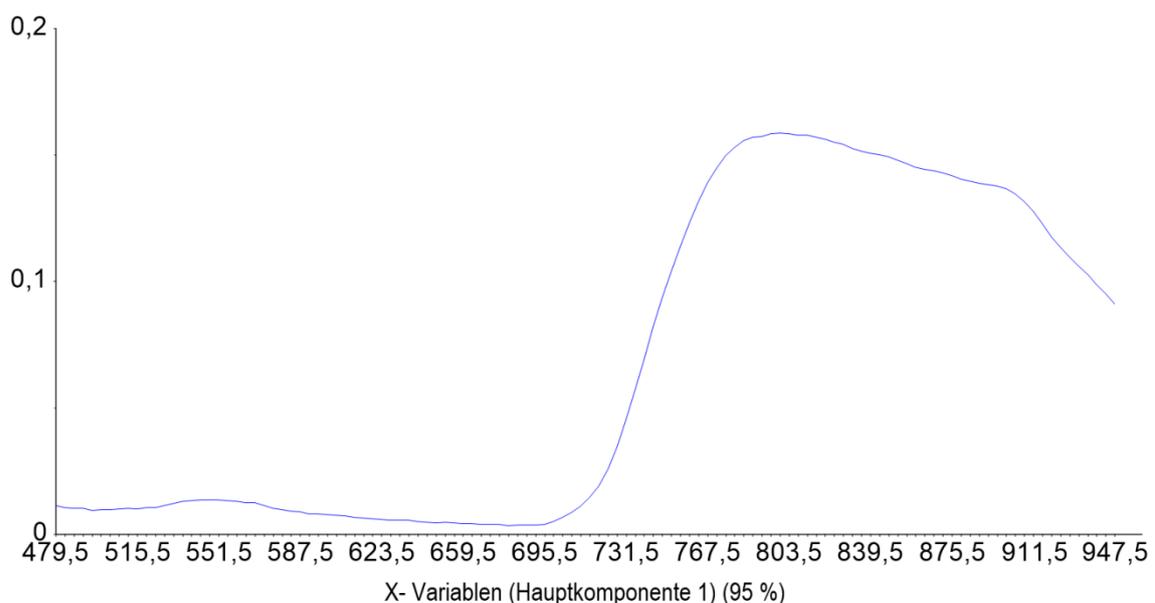


Abbildung 74: Loadings der ersten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der ersten Hauptkomponente: 95 %.

Die zweite Hauptkomponente wird durch ein Maximum der Reflexion etwa bei der Wellenlänge 727,5 nm geprägt (vgl. Abbildung 75).

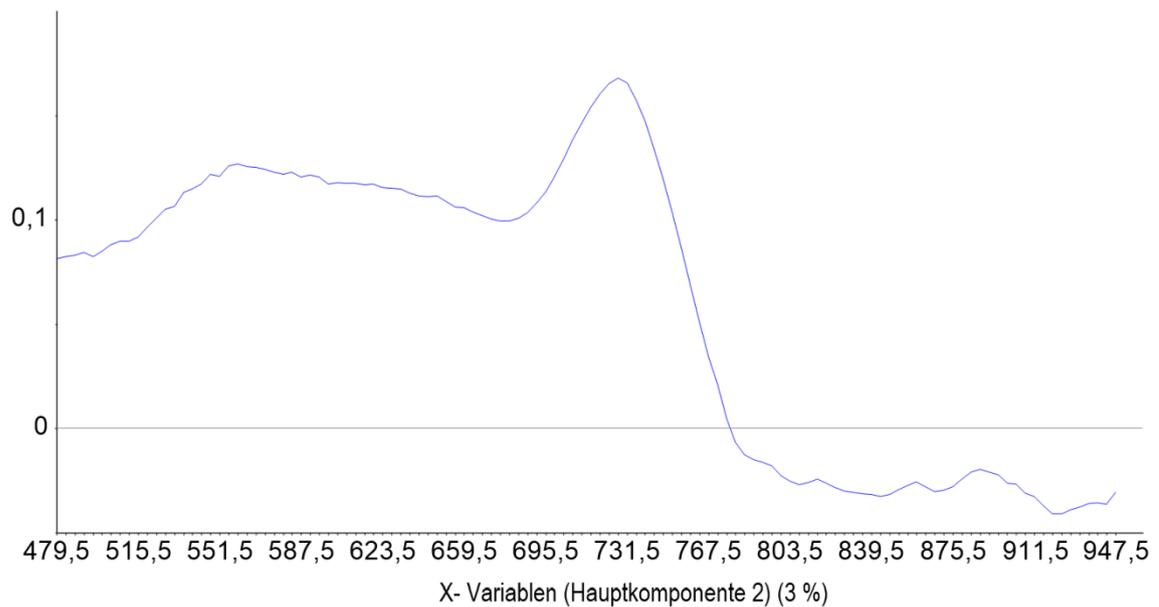


Abbildung 75: Loadings der zweiten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterweizen hyperspektral erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der zweiten Hauptkomponente: 3 %.

4.2.1. Schätzung der Bestandesdichte

Abbildung 76 veranschaulicht die Beziehungen zwischen der Bestandesdichte und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen. Zwischen der Bestandesdichte und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,09$; vgl. Abbildung 76 a)]. Auch zwischen der Bestandesdichte und den Behandlungsstufen kann keine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p = 0,43$; vgl. Abbildung 76 b)].

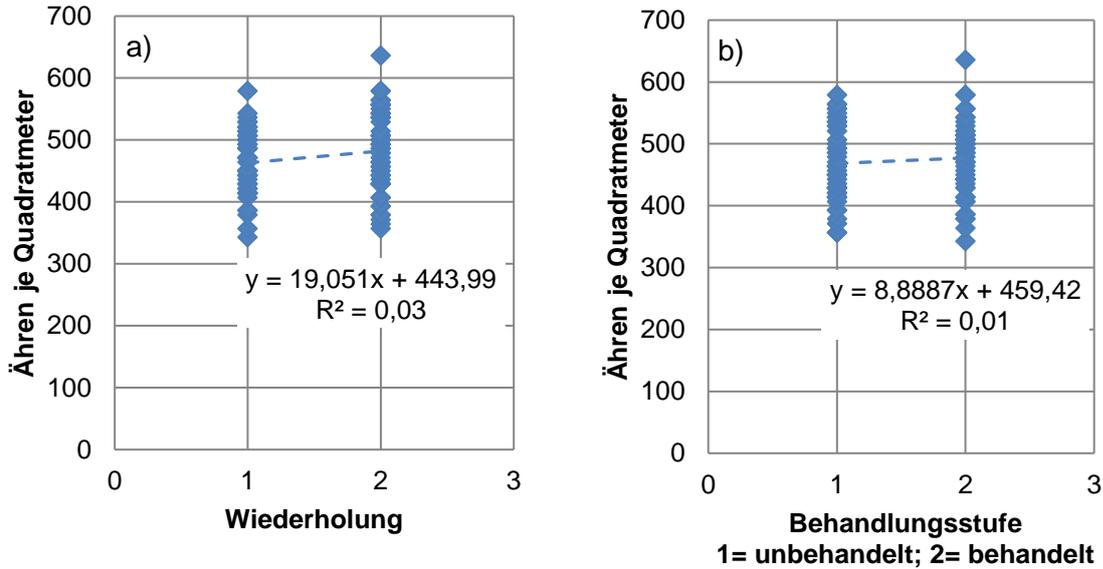


Abbildung 76: Beziehung zwischen der Anzahl Ähren je Quadratmeter und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

In Abbildung 77 wurden die Scorewerte der 76 Parzellen des Landessortenversuchs nach einer mit den untransformierten Spektren durchgeführten Hauptkomponentenanalyse abgetragen. Eine Trennung der Parzellen nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

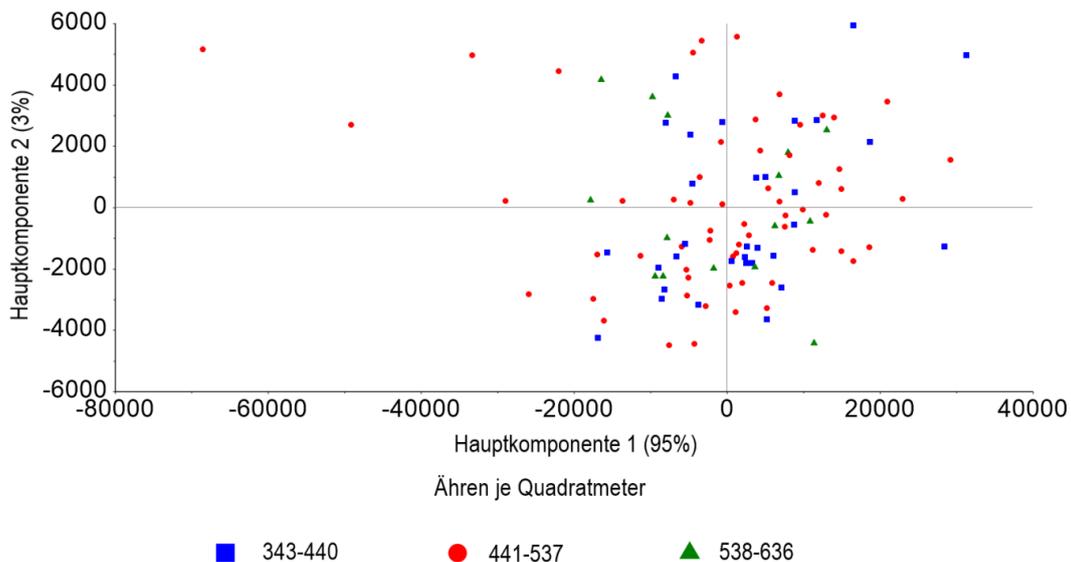


Abbildung 77: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen.

Die Spektren wurden zunächst mittels einer Gauss- Filtertransformation geglättet. Es wurde eine Segmentgröße von sieben gewählt. Auf die geglätteten Spektren wurde im Anschluss eine Standard Normal Variate angewandt. Den Verlauf der transformierten Spektren zeigt Abbildung 78. Ein Einfluss der Anzahl Ähren je Quadratmeter auf den Verlauf der Spektren kann nicht beobachtet werden.

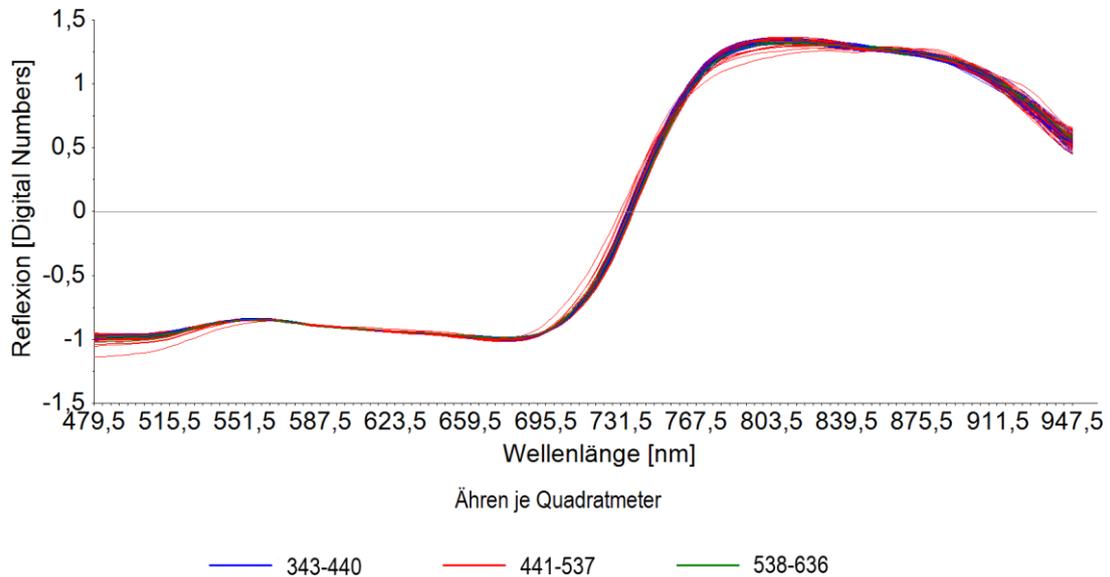


Abbildung 78: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Abbildung 79 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente. Die Parzellen wurden hinsichtlich der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilt. Eine Trennung der gebildeten Gruppen auf der Achse der ersten und/oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

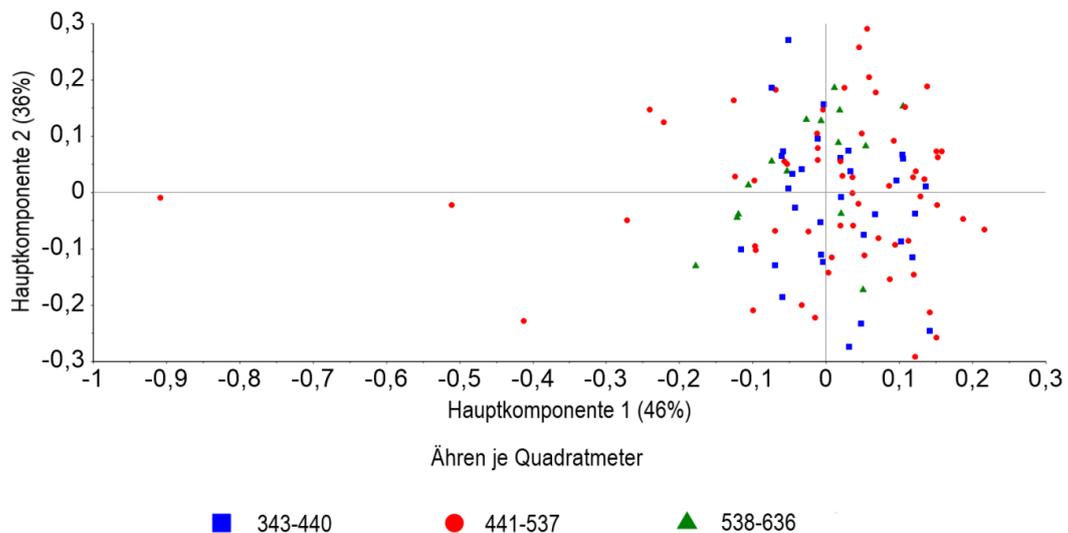


Abbildung 79: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den 108 Parzellen wurde eine PLS-Regression berechnet. Die Parzellen 27*2*2, 17*2*2, 14*1*2 und 12*2*1 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf die Modellbildung aus (vgl. Abbildung 80). Die Parzelle 12*1*2 wird vergleichsweise schlecht vom gebildeten Modell erklärt. Die genannten Parzellen zeigten in ihrem Wachstumsverlauf keine Auffälligkeiten. Fehler bei der Erfassung der Spektren und/oder der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Aus diesem Grunde wurden die genannten Parzellen nicht von der weiteren Analyse ausgeschlossen. Die Parzellen 3*1*2 und 1*1*2 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf die Modellbildung aus und werden zudem schlecht von dem gebildeten Modell erklärt. Sie wurden von der weiteren Analyse ausgeschlossen und die PLS-Regression neu berechnet.

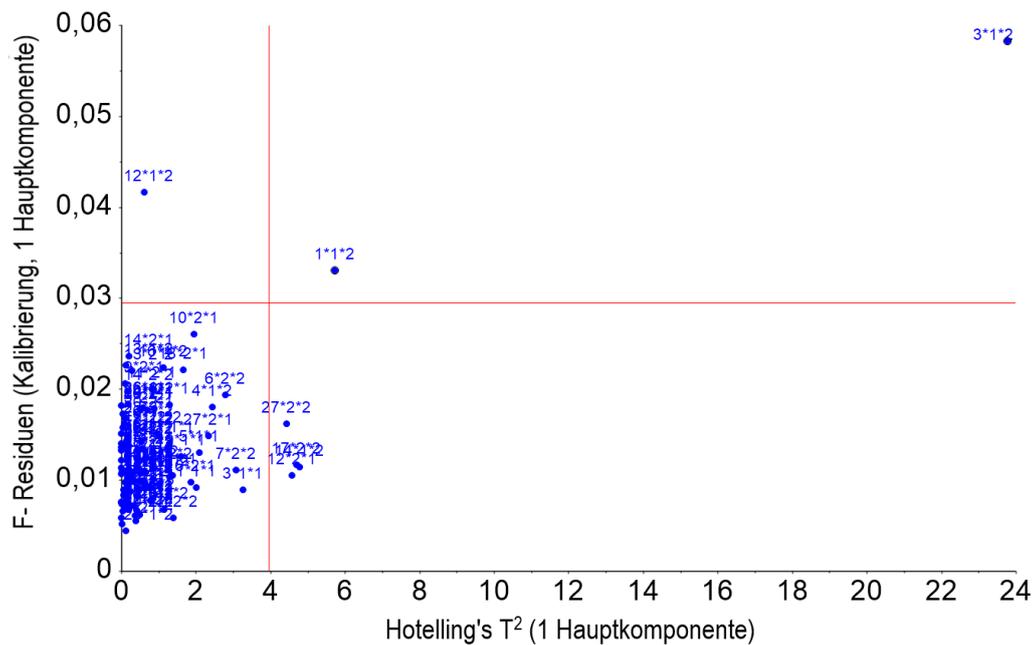


Abbildung 80: F- Residuen und Hotelling's T²- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T²- Statistik: 3,96623, kritische Grenze der F- Residuen: 0,02947).

In Abbildung 81 wurden die F-Residuen gegen den Hotelling's T^2 nach Neuberechnung der PLS-Regression abgetragen. Die Parzellen 12*1*2 und 16*1*2 werden vergleichsweise schlecht vom gebildeten Modell erklärt. Die Parzellen 3*1*1, 14*1*2, 27*2*2, 17*2*2 und 12*2*1 üben einen vergleichsweise starken Einfluss auf das gebildete Modell aus. Die genannten Parzellen zeigten bezüglich ihres Wachstumsverlaufs keine Auffälligkeiten. Fehler im Rahmen der Erfassung der Spektren und der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Aus diesem Grunde wurden die genannten Parzellen in die weitere Analyse aufgenommen.

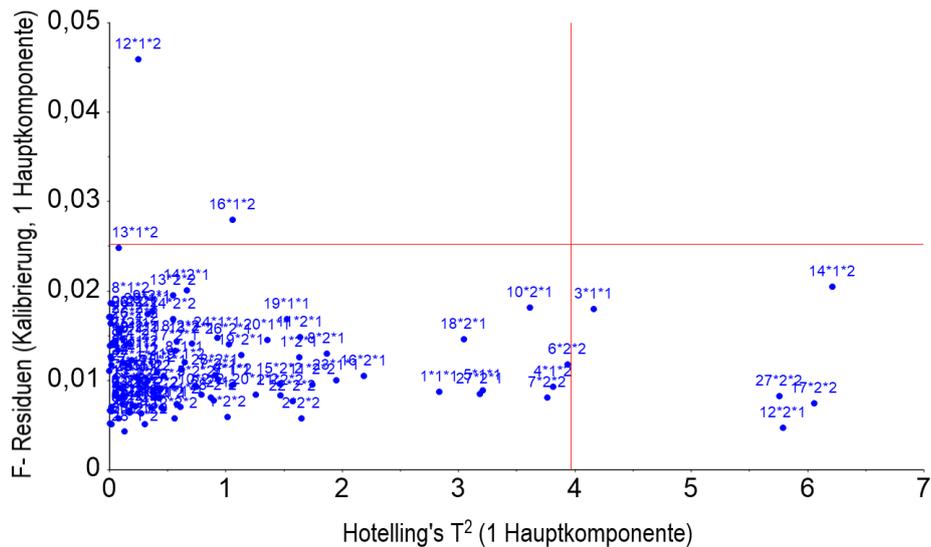


Abbildung 81: F-Residuen und Hotelling's T^2 -Statistik der 106 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T^2 -Statistik: 3,96865, kritische Grenze der F-Residuen: 0,02523).

Die erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten zeigt Abbildung 82. Es wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt. Bei einer Hauptkomponente werden im Rahmen der Kalibrierung 6 %, im Rahmen der Validierung knapp 2 % der Varianz in Y erklärt.

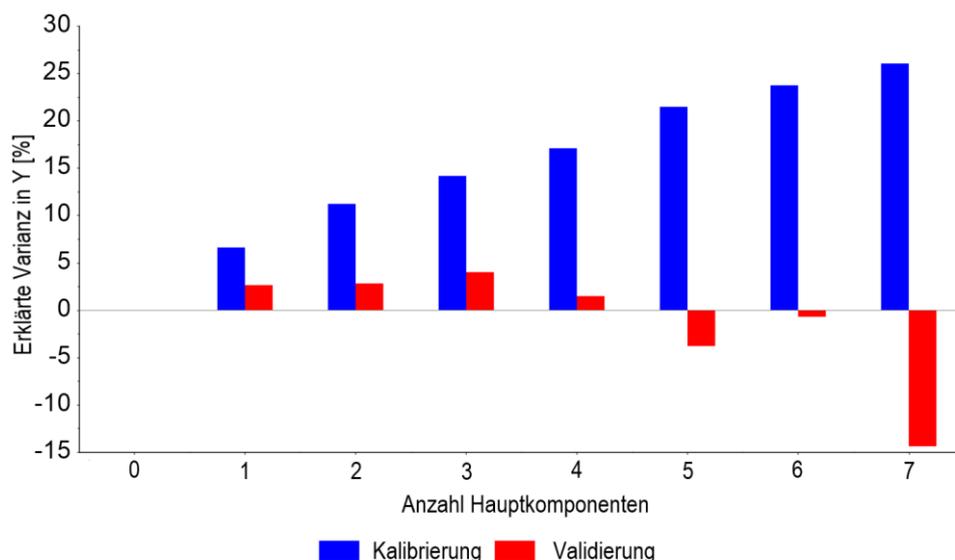


Abbildung 82: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Verteilung der Scorewerte in den ersten beiden Hauptkomponenten zeigt Abbildung 83. Die Parzellen wurden nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

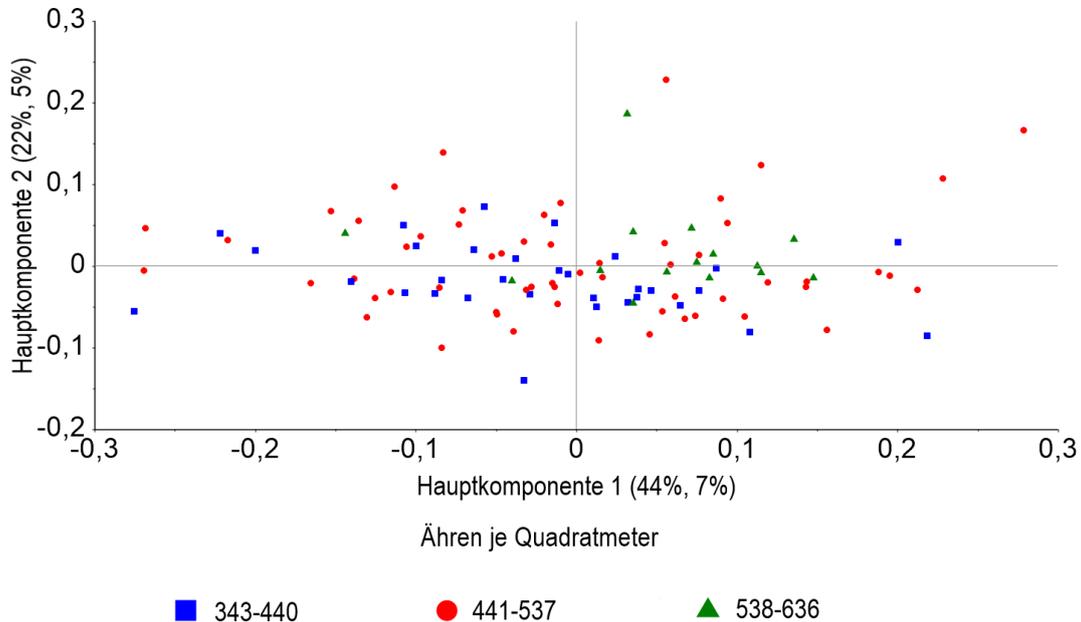


Abbildung 83: Scoreplot der 107 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach der Anzahl Ähren je Quadratmeter in drei Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.

Abbildung 84 zeigt, dass die Wellenlängenbereiche von 535,5 nm bis 551,5 nm, von 755,5 nm bis 799,5 nm, von 883,5 nm bis 899,5 nm sowie von 931,5 nm bis 947,5 nm einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell leisten.

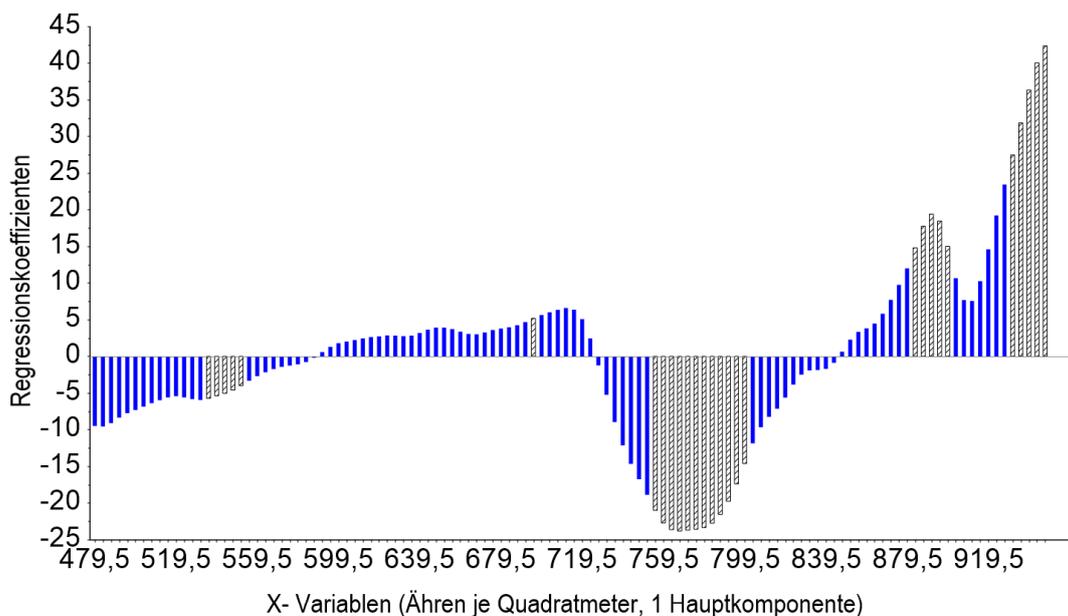


Abbildung 84: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der gezählten Anzahl Ähren je Quadratmeter veranschaulicht Abbildung 85.

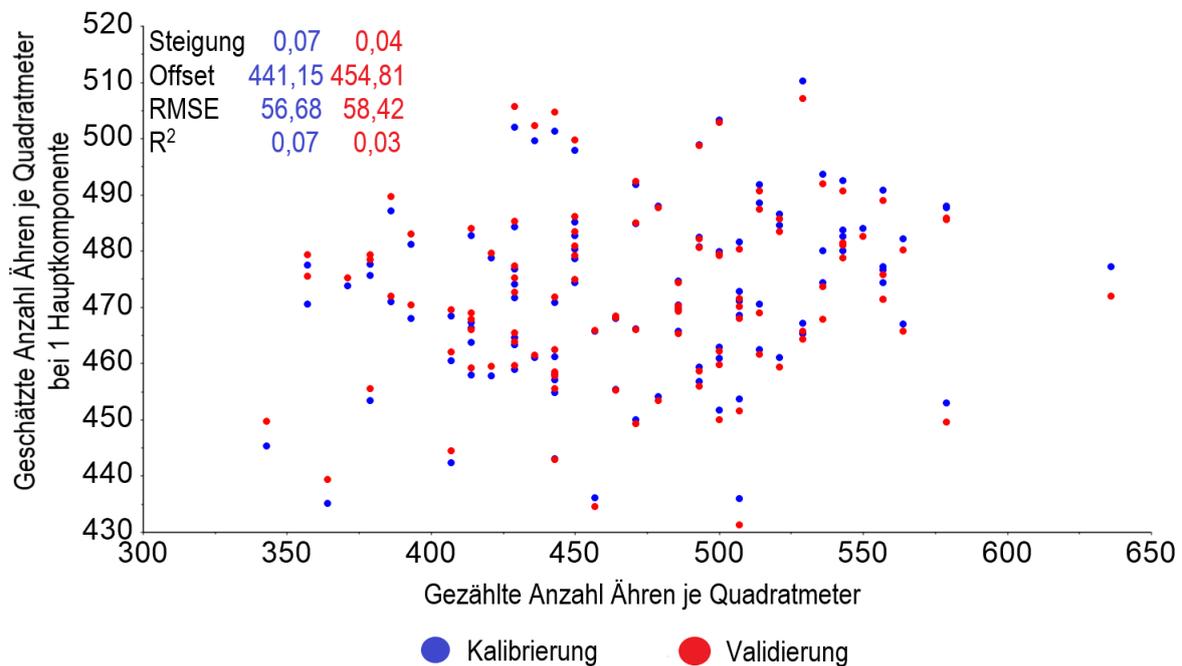


Abbildung 85: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der gezählten Anzahl Ähren je Quadratmeter der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei einer Hauptkomponente.

Tabelle 7 gibt einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.

Tabelle 7: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²	RPD-Wert
1	1	59,28	57,73	-16,81	0,06	1,02
2	1	59,56	60,49	0,2643	NA	0,97
3	1	58,77	59,07	8,41	NA	0,99
4	1	50,17	50,92	1,71	NA	1,15
5	1	61,66	62,51	3,52	0,03	0,94
Mittelwert		57,89	58,14	-0,58	0,05	1,01
Standardabweichung		3,98	3,94	8,57	0,02	0,07

4.2.2. Schätzung der Pflanzenlängen

Abbildung 86 veranschaulicht die Beziehungen zwischen den gemessenen Pflanzenlängen und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen. Zwischen den Pflanzenlängen und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,39$; vgl. Abbildung 86 a)]. Zwischen den Pflanzenlängen und den Behandlungsstufen hingegen kann eine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p < 0,001$; vgl. Abbildung 86 b)].

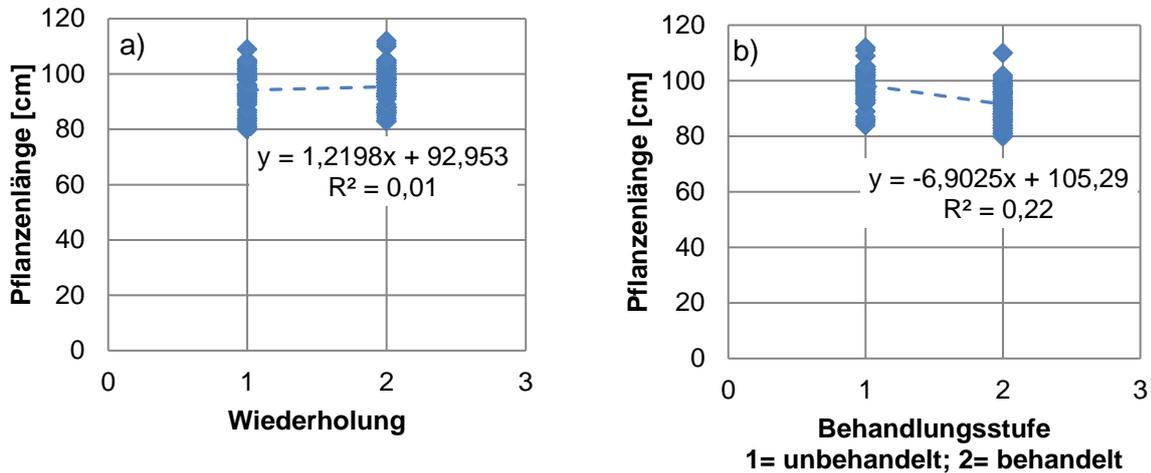


Abbildung 86: Beziehung zwischen den gemessenen Pflanzenlängen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

In Abbildung 87 wurden die Scorewerte der 108 Parzellen des Landessortenversuchs nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse abgetragen. Die Parzellen wurden hinsichtlich der in ihnen gemessenen Pflanzenlängen in vier Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen wird weder durch die erste noch durch die zweite Hauptkomponente ermöglicht.

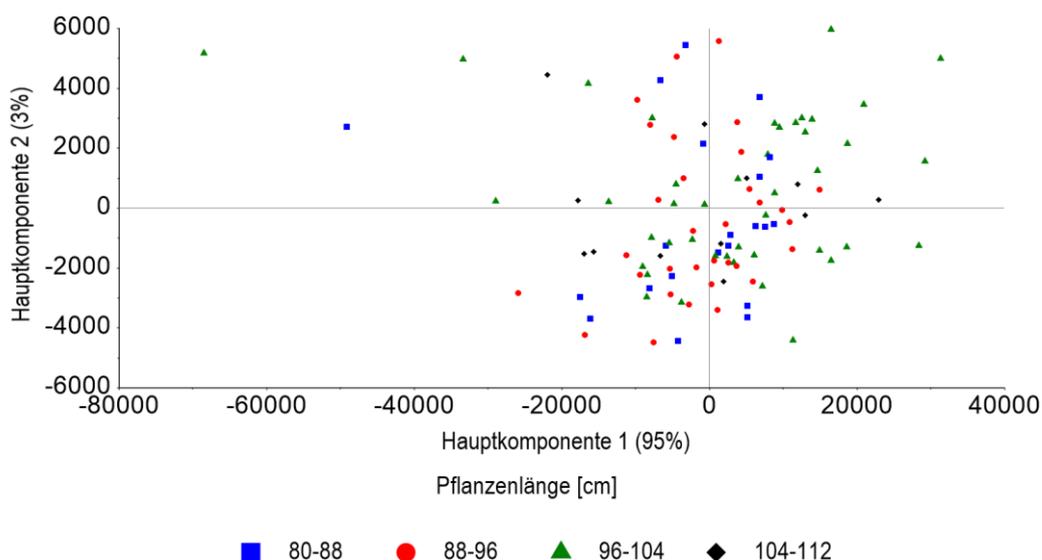


Abbildung 87: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen unter Hervorhebung der nach ihren Pflanzenlängen in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Die Spektren wurden mittels einer Gauss- Filtertransformation geglättet. Es wurde eine Segmentgröße von sieben gewählt. Den Verlauf der transformierten Spektren zeigt Abbildung 88. Ein Einfluss der Pflanzenlänge auf den Verlauf der Spektren kann nicht beobachtet werden.

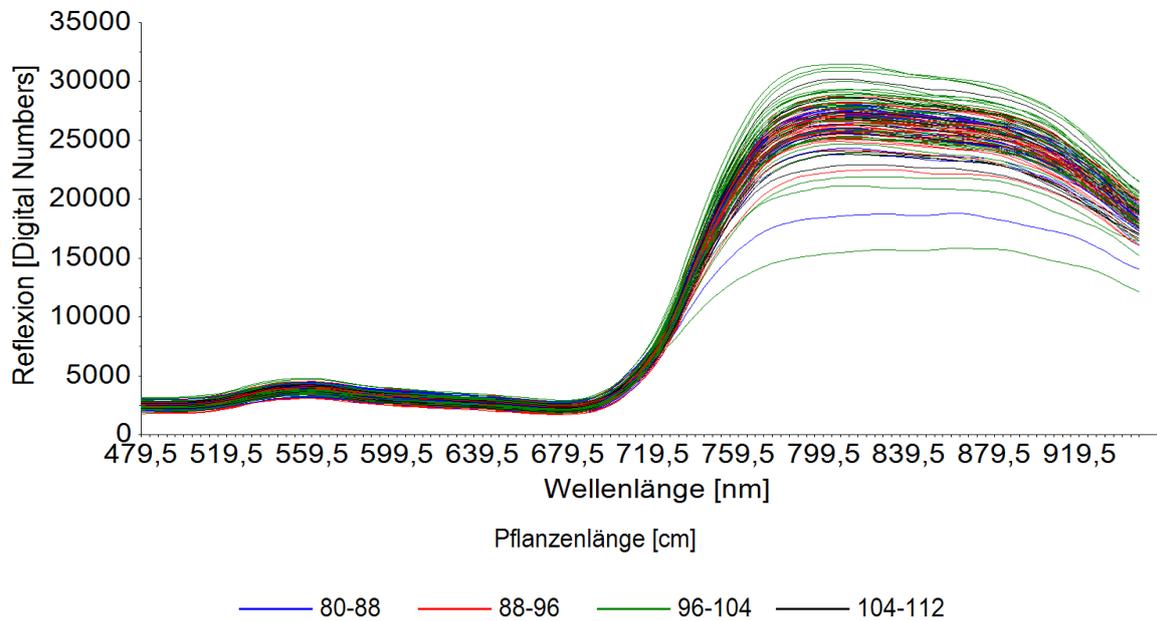


Abbildung 88: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihrer Pflanzenlänge in drei Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Abbildung 89 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihrer Pflanzenlängen in vier Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

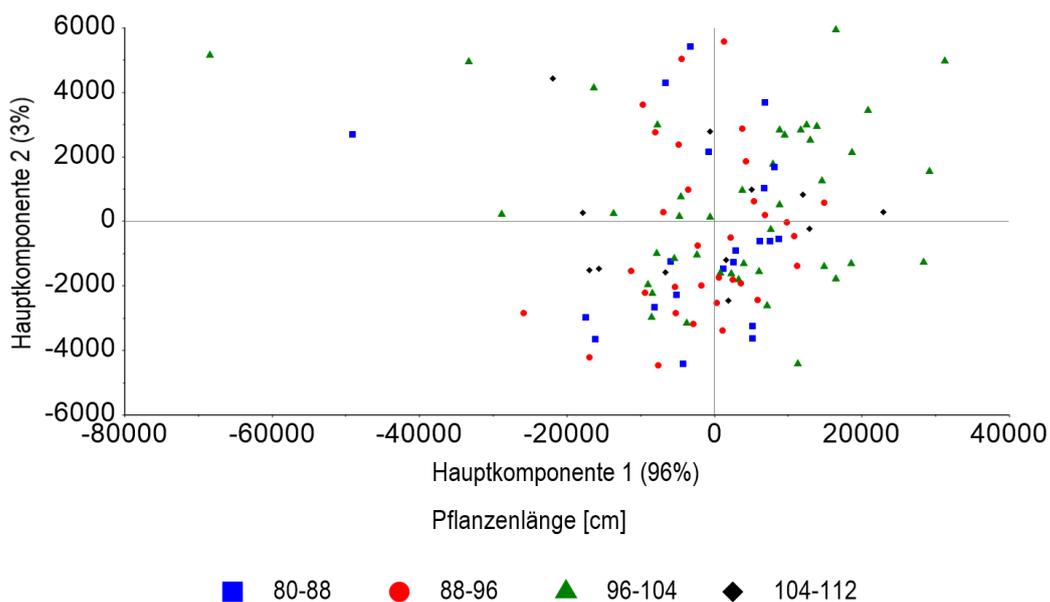


Abbildung 89: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Im Folgenden wurde mit den 108 Parzellen des Landessortenversuchs eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit sechs Hauptkomponenten gewählt. Die Parzellen 3*1*2, 8*1*1 und 1*1*2 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf die Modellbildung aus (vgl. Abbildung 90). Die Parzelle 16*1*1 wird vergleichsweise schlecht vom gebildeten Modell erklärt. Die genannten Parzellen zeigten in ihrem Wachstumsverlauf keine Auffälligkeiten. Fehler bei der Erfassung der Spektren und/oder der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Aus diesem Grunde wurden die genannten Parzellen nicht von der weiteren Analyse ausgeschlossen.

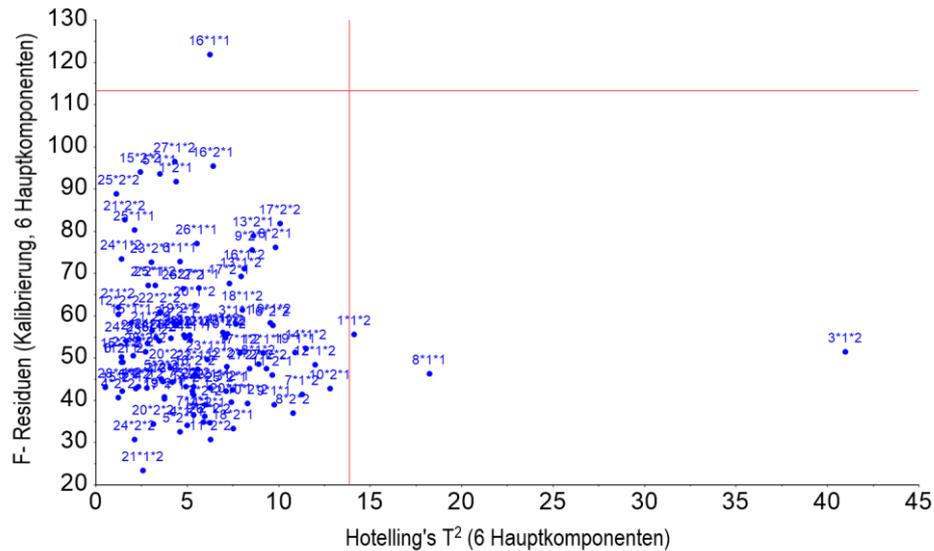


Abbildung 90: F-Residuen und Hotelling's T²-Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T²-Statistik: 13,90388, kritische Grenze der F-Residuen: 113,2474).

Die erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten zeigt Abbildung 91. Mit sechs Hauptkomponenten werden im Rahmen der Kalibrierung 31 %, im Rahmen der Validierung 11 % der Varianz in Y erklärt.

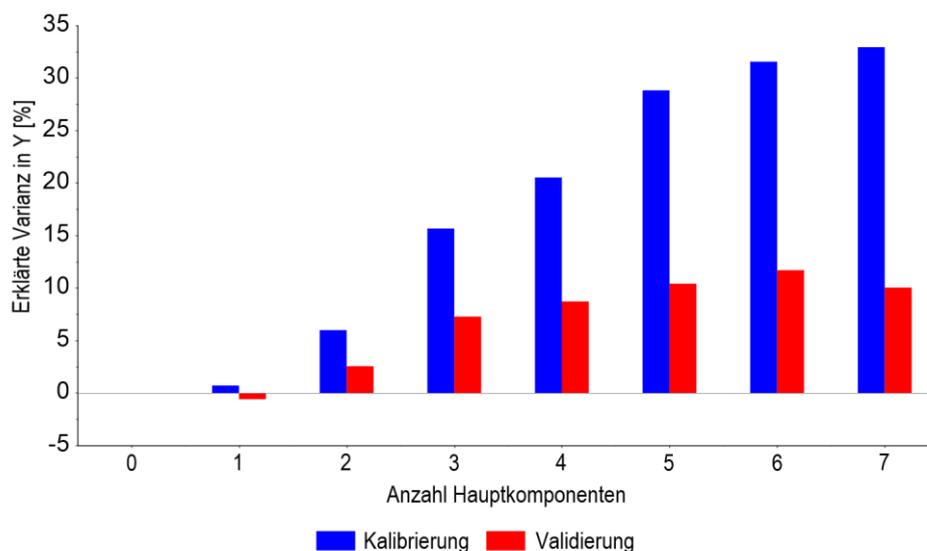


Abbildung 91: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Verteilung der Scorewerte in den ersten beiden Hauptkomponenten zeigt Abbildung 92. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihrer Pflanzenlängen in vier Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

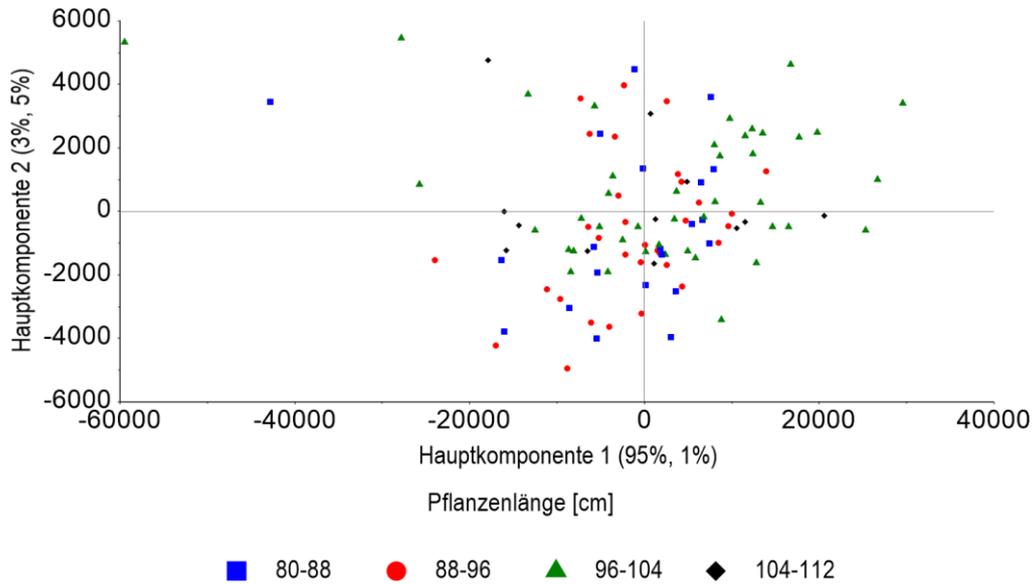


Abbildung 92: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.

Auch auf der Achse der dritten und vierten Hauptkomponente ist eine Trennung der Gruppen nicht zu erkennen (vgl. Abbildung 93).

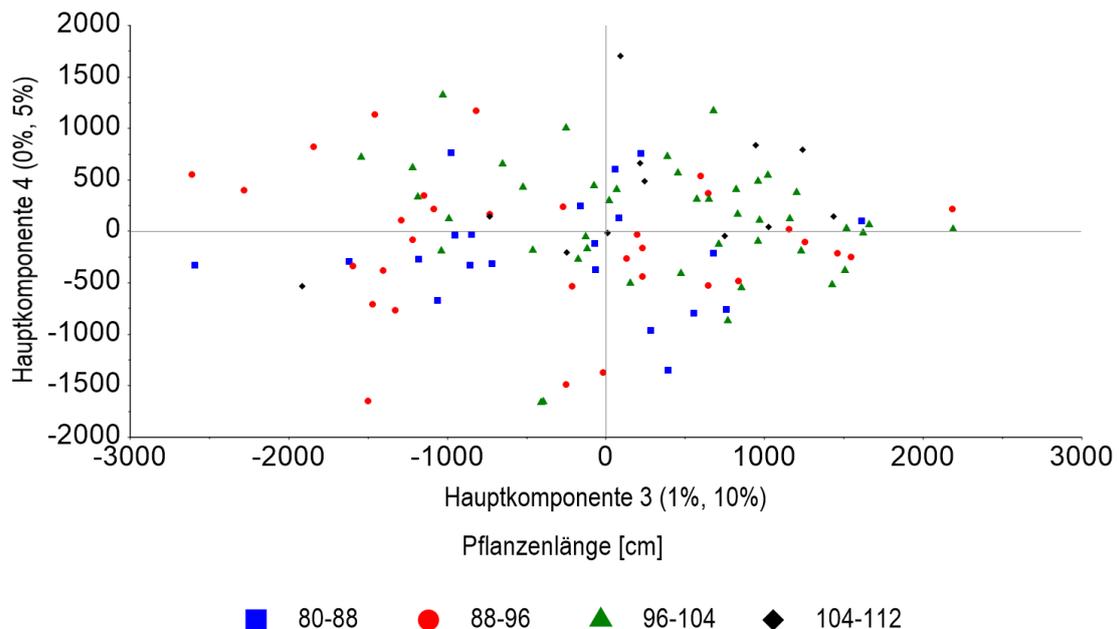


Abbildung 93: Scoreplot der dritten und vierten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die fünfte und sechste Hauptkomponente leisten ebenfalls keinen Beitrag zur Trennung der Gruppen (vgl. Abbildung 94).

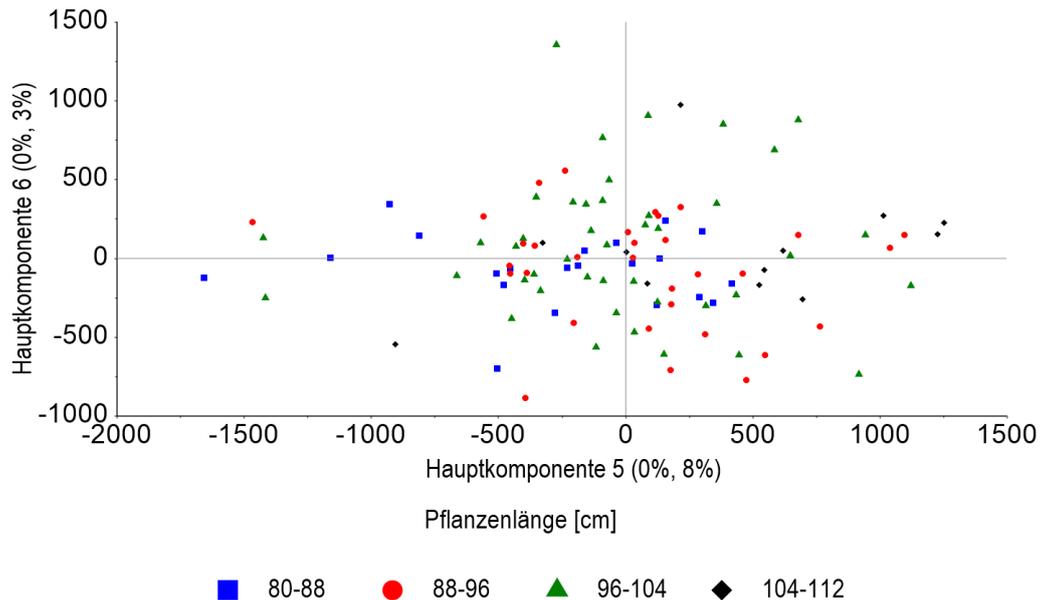


Abbildung 94: Scoreplot der fünften und sechsten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.

Abbildung 95 zeigt, dass die Wellenlängenbereiche von 479,5 nm bis 519,5 nm, von 599,5 nm bis 651,5 nm, von 687,5 nm bis 715,5 nm, von 731,5 nm bis 755,5 nm und von 779,5 nm bis 811,5 nm einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell leisten.

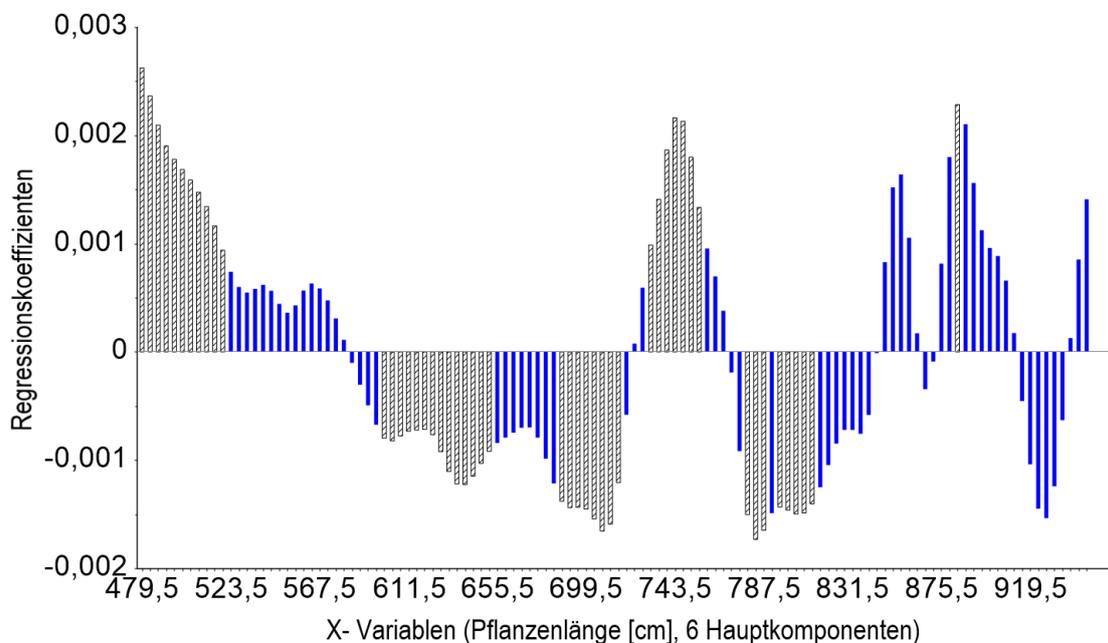


Abbildung 95: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der händisch gemessenen Pflanzenlängen veranschaulicht Abbildung 96.

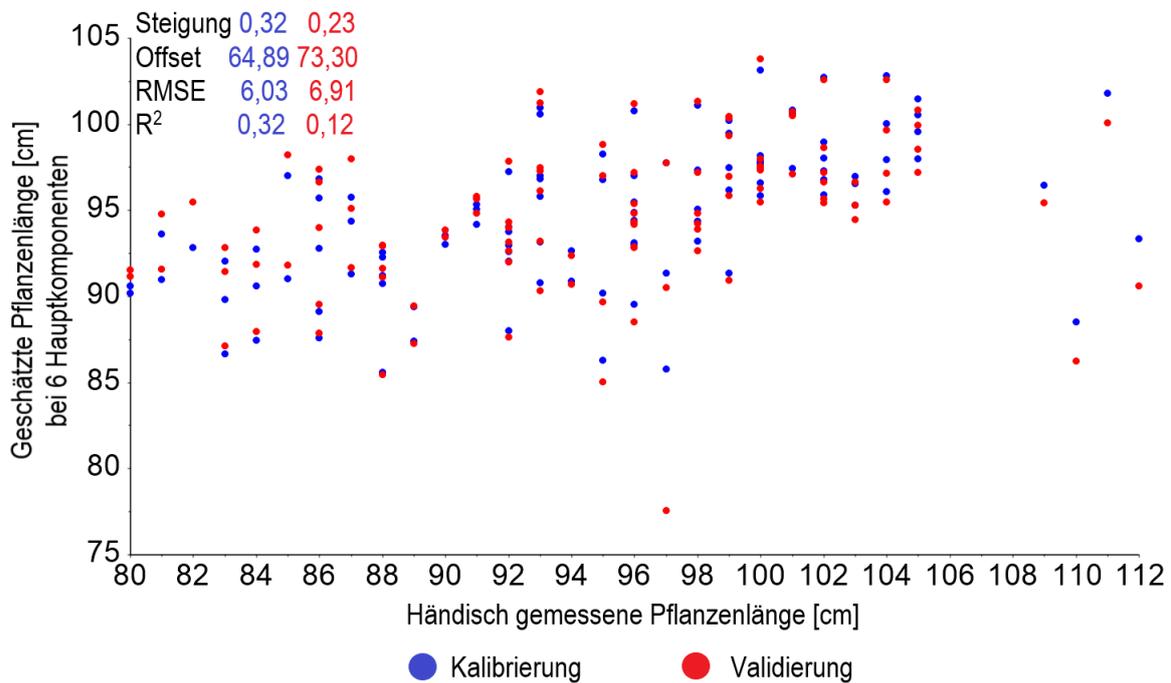


Abbildung 96: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der händisch gemessenen Pflanzenlängen der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung mit sechs Hauptkomponenten.

Tabelle 8 gibt einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen.

Tabelle 8: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²	RPD- Wert
1	5	5,62	5,67	0,69	0,38	1,29
2	7	6,02	5,70	2,18	0,24	1,28
3	5	5,92	6,01	-0,18	0,22	1,22
4	1	7,39	7,50	-0,32	NA	0,97
5	3	6,68	6,63	1,42	0,23	1,10
Mittelwert		6,33	6,3	0,76	0,27	1,17
Standardabweichung		0,63	0,69	0,95	0,07	0,12

4.2.3. Schätzung des Befalls mit der Pilzkrankheit Gelbrost

Die Beziehungen zwischen dem mittleren prozentualen Befall der Parzellen mit Gelbrost und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen zeigt Abbildung 97. Zwischen dem mittleren prozentualen Befall mit Gelbrost und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,41$; vgl. Abbildung 97 a)]. Auch zwischen dem mittleren prozentualen Befall mit Gelbrost und den Behandlungsstufen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,67$; vgl. Abbildung 97 b)].

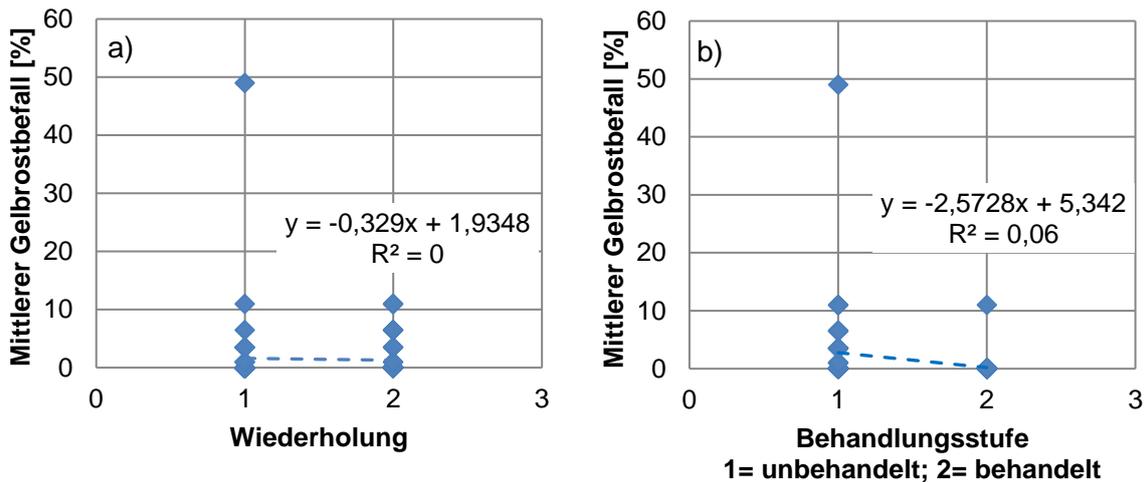


Abbildung 97: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Gelbrostbefall und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

Abbildung 98 zeigt den Scoreplot nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren prozentualen Befalls mit Gelbrost in sechs Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

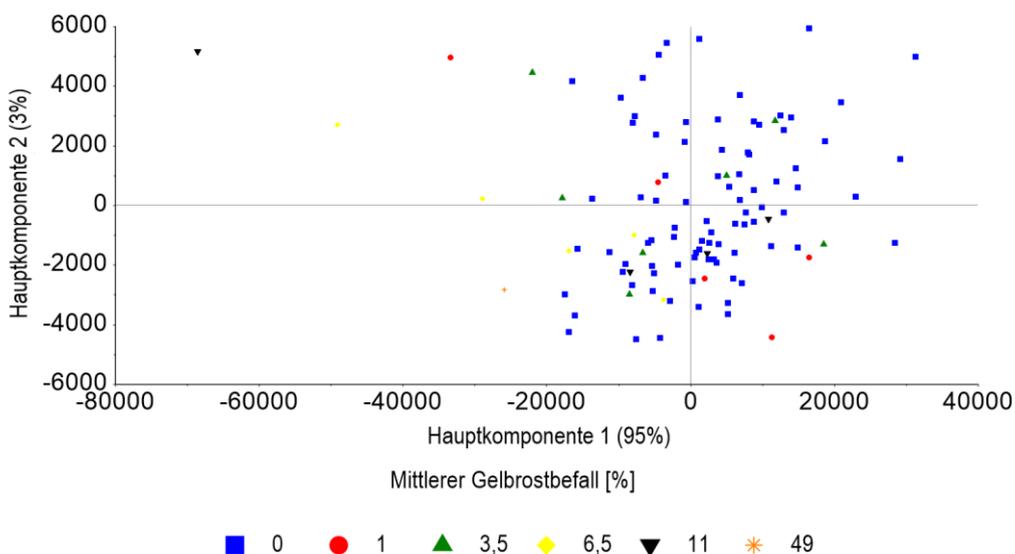


Abbildung 98: Scoreplot der 108 Parzellen des beflagenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Auf die Spektren wurde zunächst eine Polynomglättung angewandt. Es wurde ein Polynom zweiten Grades mit neun Glättungspunkten gewählt. Im Anschluss wurde eine lineare Basislinienkorrektur vorgenommen. Abbildung 99 zeigt die transformierten Spektren. Im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis etwa 715,5 nm ist kein Einfluss der Ausprägung des Befalls auf den Verlauf der Spektren zu beobachten. Im Wellenlängenbereich von etwa 719,5 nm bis 947,5 nm reflektieren einzelne befallene Parzellen schwächer als die übrigen Parzellen.

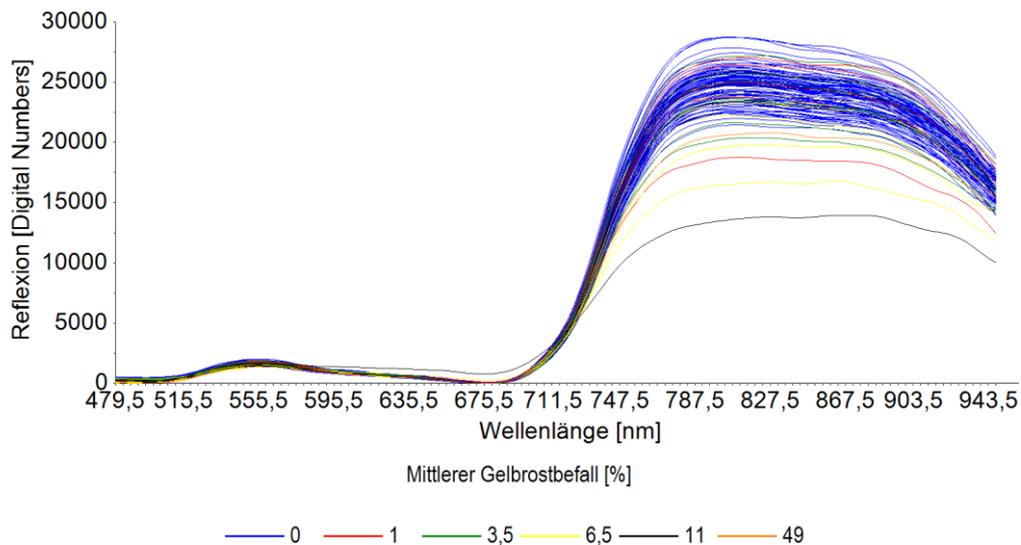


Abbildung 99: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente wurden in Abbildung 100 aufgetragen. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren prozentualen Befalls mit Gelbrost in sechs Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

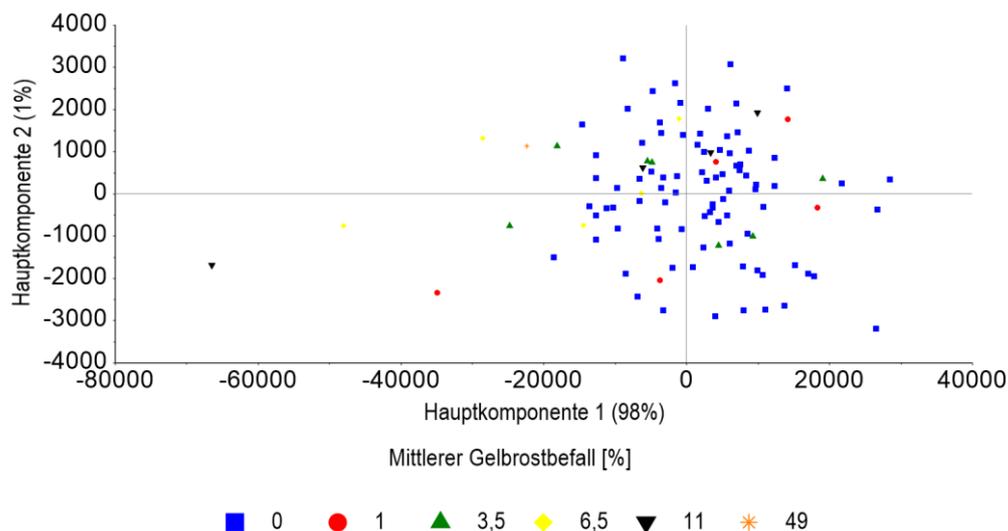


Abbildung 100: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des befallenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Mit den 108 Parzellen des Landessortenversuchs wurde eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Die Parzellen 1*1*2, 12*1*2, 17*2*2 und 14*1*2 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das erstellte Modell aus (vgl. Abbildung 101). Da die genannten Parzellen im Wachstumsverlauf keine Auffälligkeiten zeigten und im Rahmen der Erfassung der Spektren bzw. der Bildverarbeitung keine Fehler aufgetreten waren wurden die Parzellen dennoch in die weitere Analyse einbezogen.

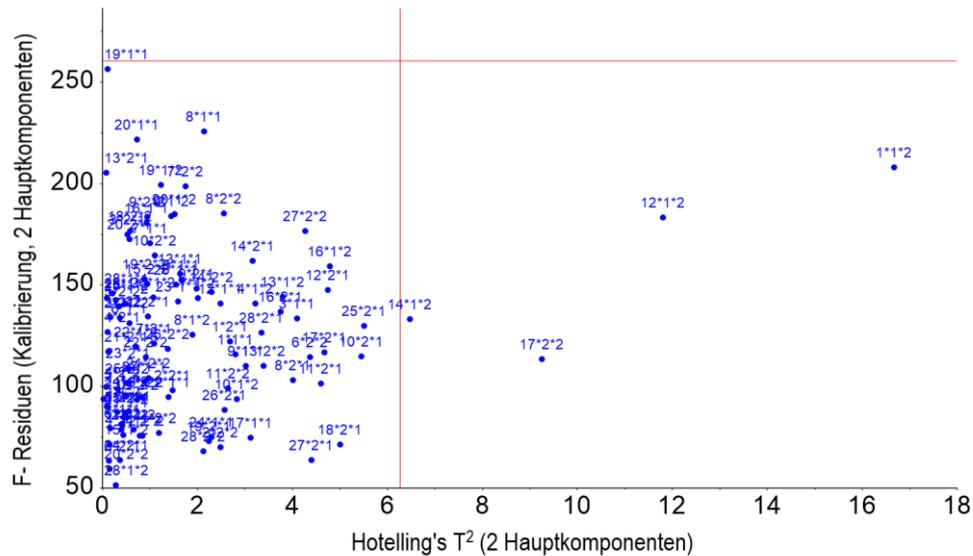


Abbildung 101: F- Residuen und Hotelling's T²- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T²- Statistik: 6,2826, kritische Grenze der F- Residuen: 260,3266).

Abbildung 102 zeigt, dass mit zwei Hauptkomponenten bei der Kalibrierung knapp 17 % der Varianz in Y und bei der Validierung knapp 9 % der Varianz in Y erklärt wird.

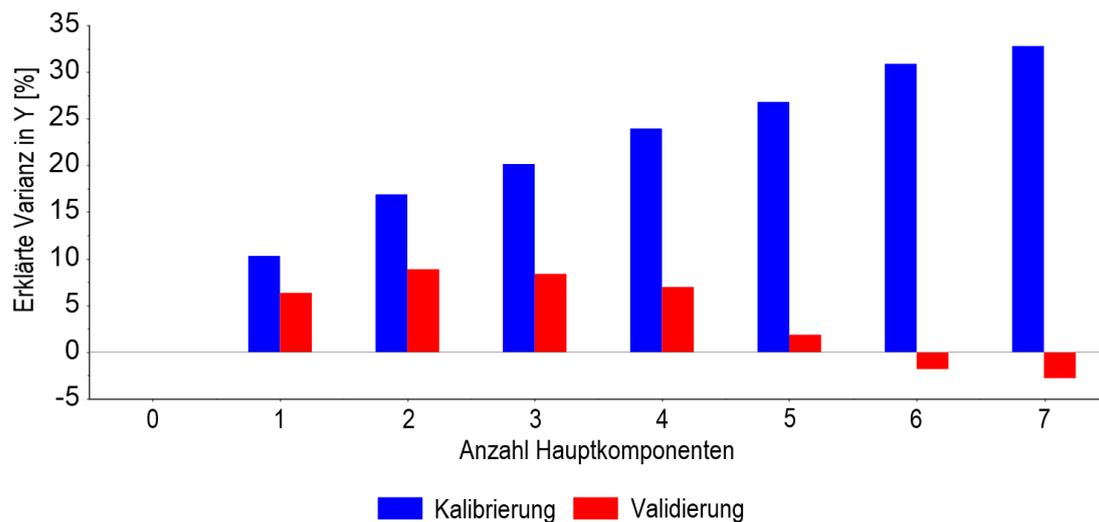


Abbildung 102: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente zeigt Abbildung 103. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren Befalls mit Gelbrost in sechs Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente ist nicht zu beobachten.

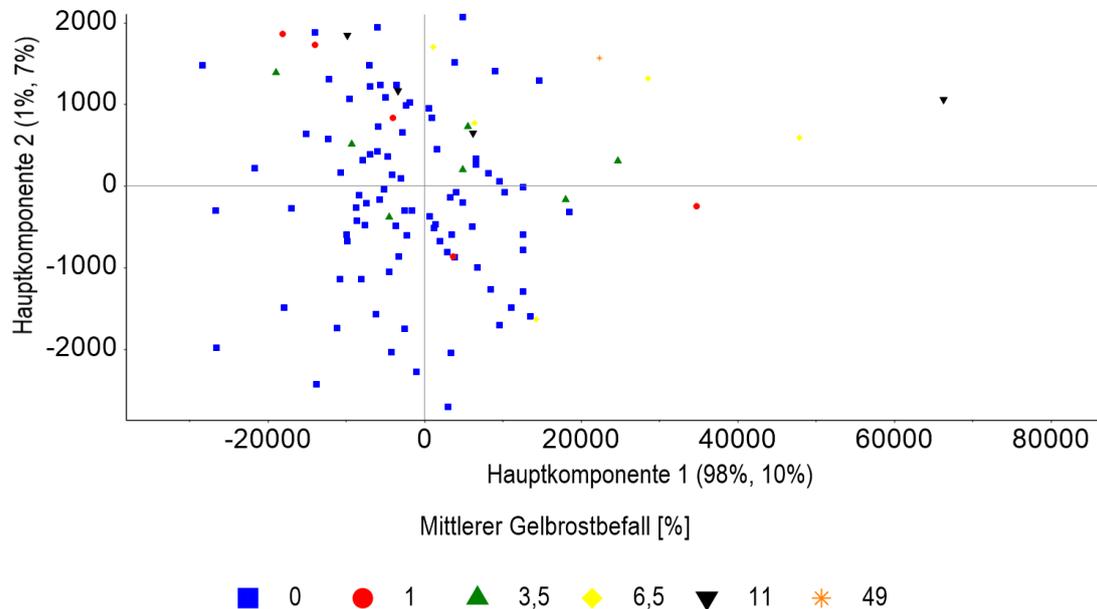


Abbildung 103: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.

Abbildung 104 zeigt, dass die Wellenlängenbereiche von 771,5 nm bis 827,5,5 nm und von 927,5 nm bis 947,5 nm einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell leisten. Ergänzend tragen die Wellenlängen 883,5 nm und 887,5 nm signifikant zu dem gebildeten Modell bei.

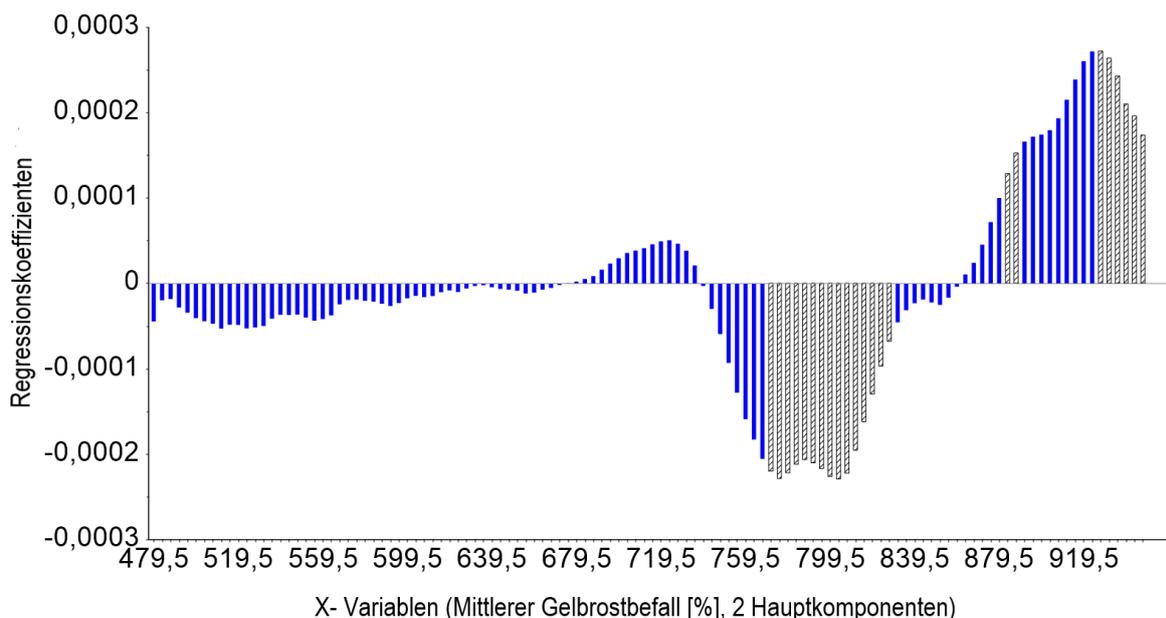


Abbildung 104: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befälle mit Gelbrost zeigt Abbildung 105.

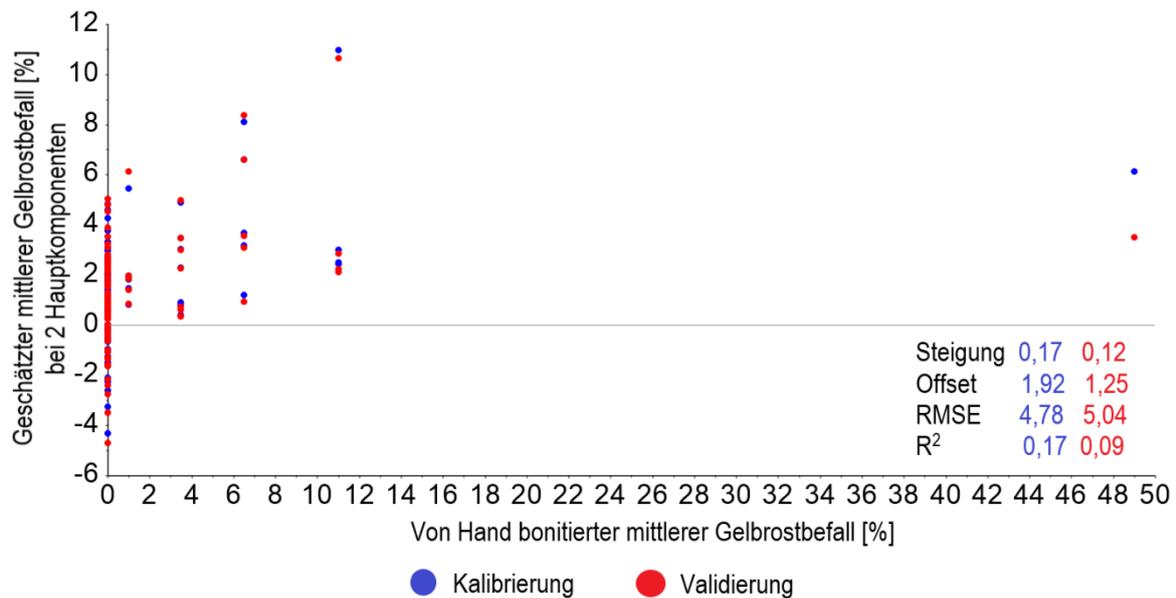


Abbildung 105: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Gelbrostbefalls der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen bei Kalibrierung und Validierung bei zwei Hauptkomponenten.

Einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle gibt Tabelle 9.

Tabelle 9: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²
1	1	1,8	1,68	0,7	0,5
2	1	2,58	2,62	-0,05	0,12
3	2	8,2	8,24	-1,19	0,1
4	2	8,16	8,26	-0,67	0,11
5	2	8,23	8,28	-1,16	0,1
Mittelwert		5,79	5,82	-0,47	0,19
Standardabweichung		2,95	3	0,72	0,16

4.2.4. Schätzung des Befalls mit der Pilzkrankheit Braunrost

Die Beziehungen zwischen dem mittleren prozentualen Braunrostbefall und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen sind in Abbildung 106 abgetragen. Zwischen dem Braunrostbefall und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,39$; vgl. Abbildung 106 a)]. Auch zwischen dem Braunrostbefall und den Behandlungsstufen kann keine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p = 0,45$; vgl. Abbildung 106 b)].

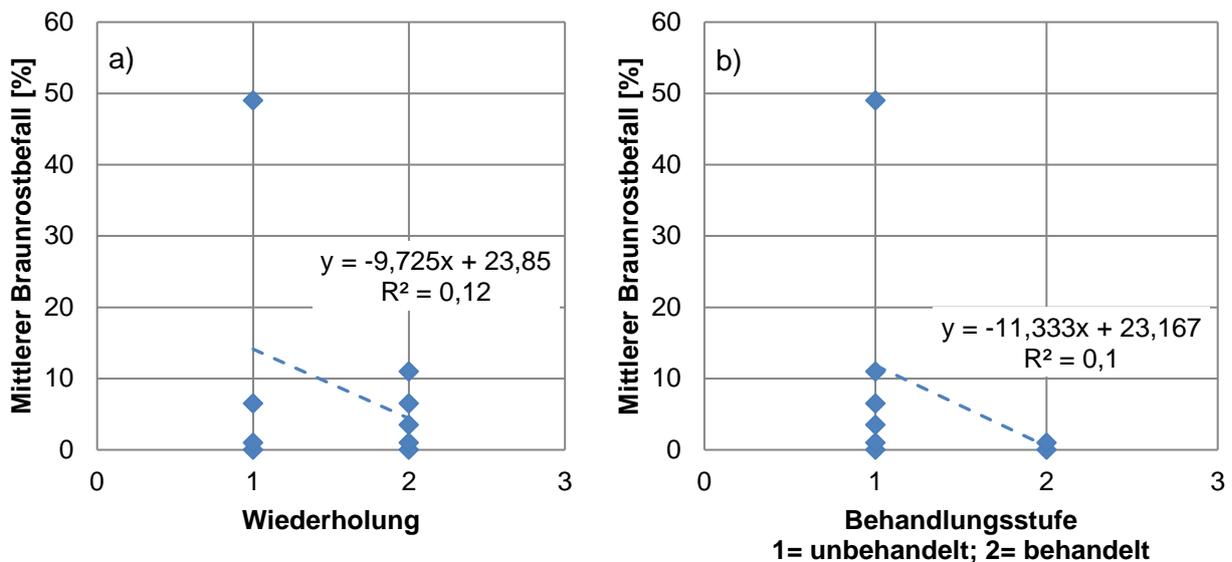


Abbildung 106: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Braunrostbefall und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

Abbildung 107 zeigt den Scoreplot nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost in sechs Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

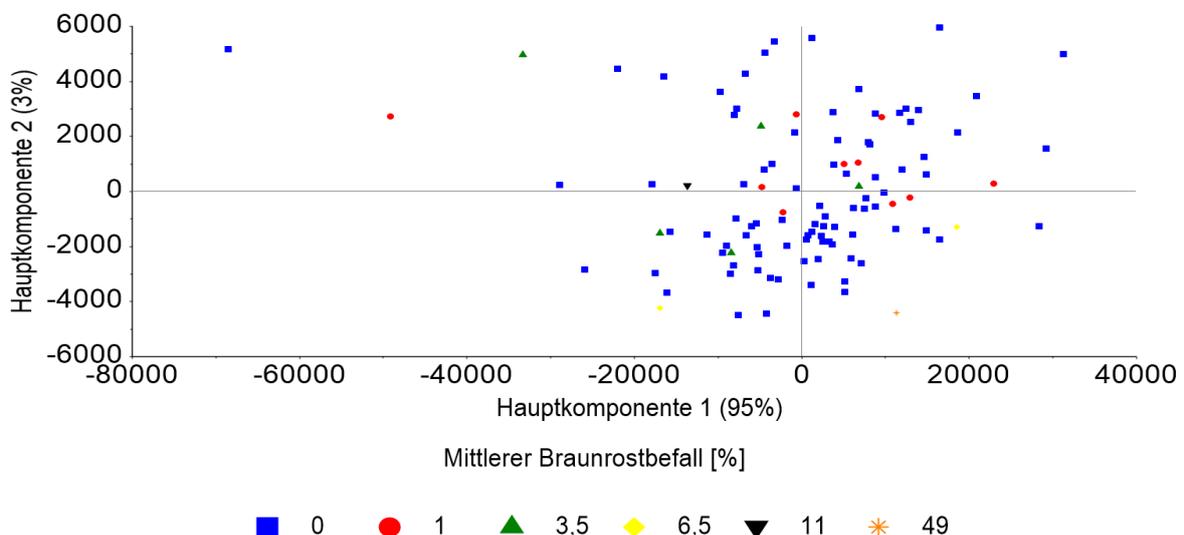


Abbildung 107: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Auf die Spektren wurde zunächst eine Polynomglättung angewandt. Es wurde ein Polynom zweiten Grades mit neun Glättungspunkten gewählt. Im Anschluss wurde eine lineare Basislinienkorrektur vorgenommen. Abbildung 108 zeigt den Verlauf der transformierten Spektren. Ein Einfluss der Ausprägung des Braunrostbefalls auf den Verlauf der Spektren ist nicht zu beobachten.

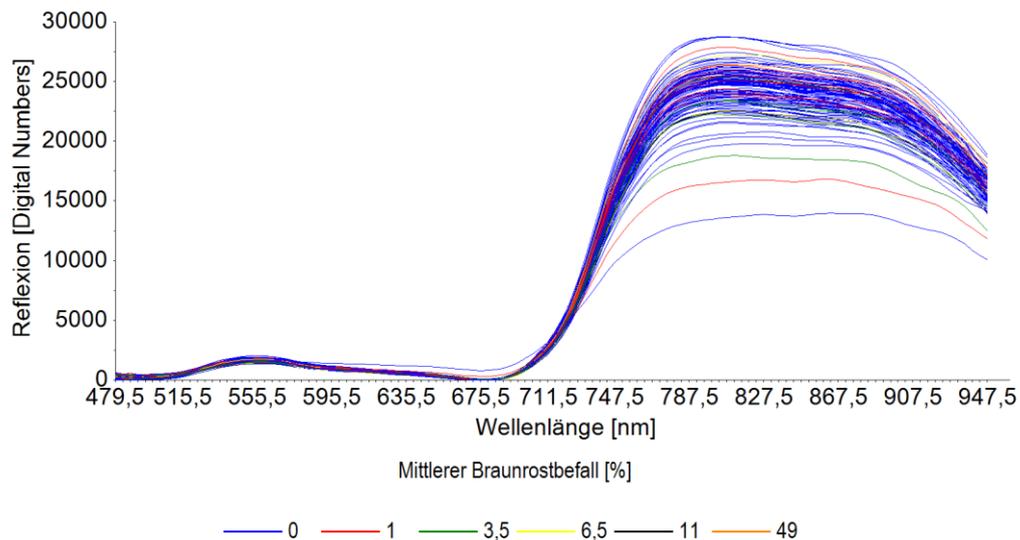


Abbildung 108: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente wurden in Abbildung 109 aufgetragen. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren prozentualen Befalls mit Gelbrost in sechs Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

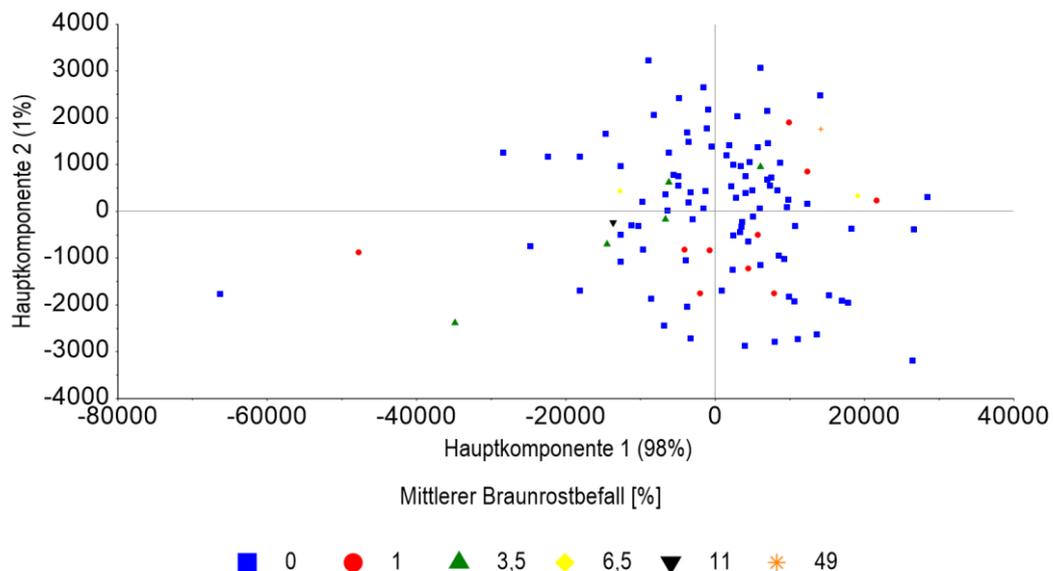


Abbildung 109: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des befallenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Mit den 108 Parzellen des Landessortenversuchs wurde eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt. Die Parzellen 3*1*2, 1*1*2, 12*1*2, 14*1*2 und 25*2*1 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das erstellte Modell aus (vgl. Abbildung 110). Da die genannten Parzellen im Wachstumsverlauf keine Auffälligkeiten zeigten und im Rahmen der Erfassung der Spektren bzw. der Bildverarbeitung keine Fehler aufgetreten waren wurden die Parzellen dennoch in die weitere Analyse einbezogen.

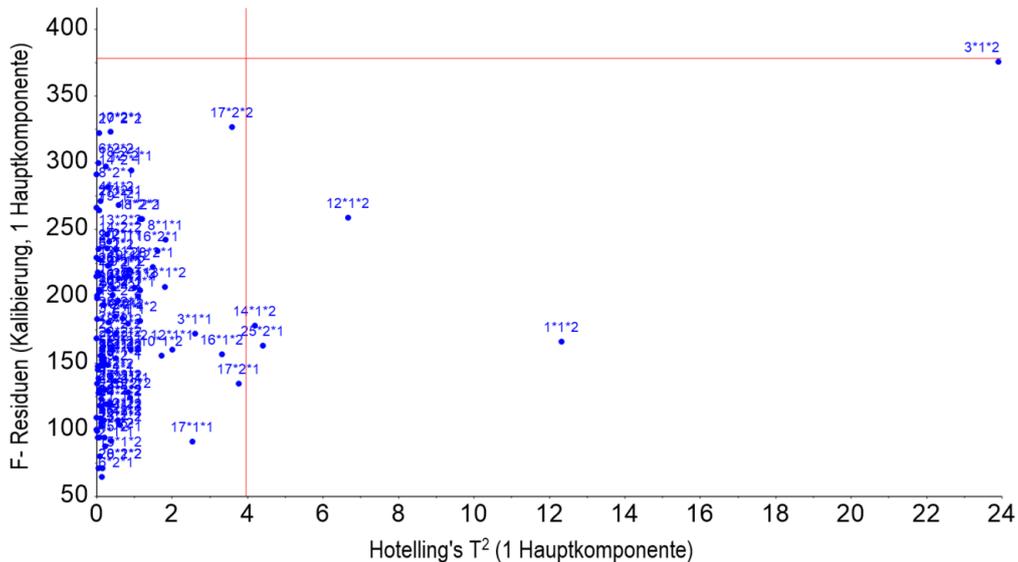


Abbildung 110: F- Residuen und Hotelling's T²- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T²- Statistik: 3,96623, kritische Grenze der F- Residuen: 378,2126).

Abbildung 111 zeigt, dass mit einer Hauptkomponente bei der Kalibrierung weniger als 1 % der Varianz in Y erklärt wird. Bei der Validierung kann mit einer Hauptkomponente keine Varianz in Y erklärt werden.

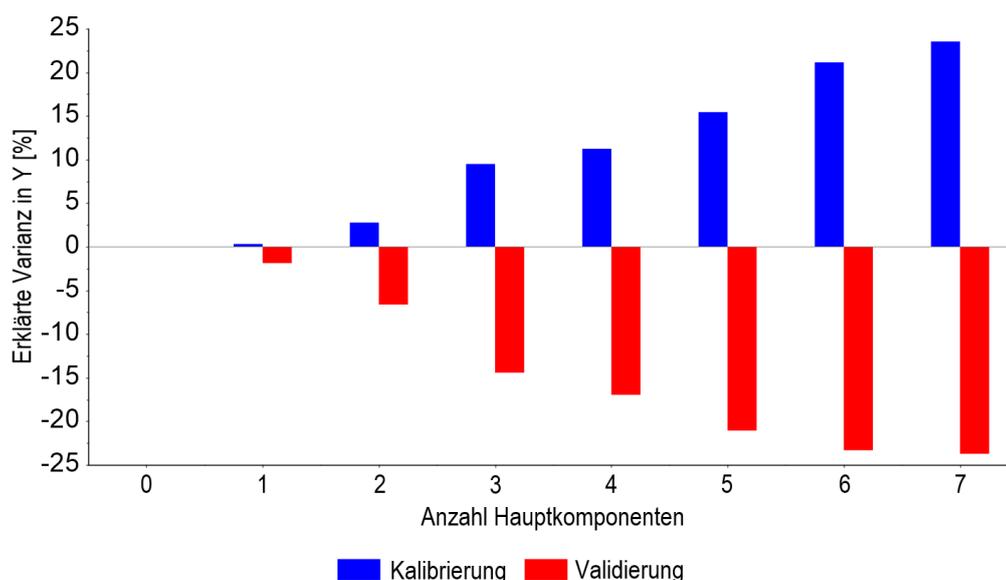


Abbildung 111: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente zeigt Abbildung 112. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren Befalls mit Braunrost in sechs Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente ist nicht zu beobachten.

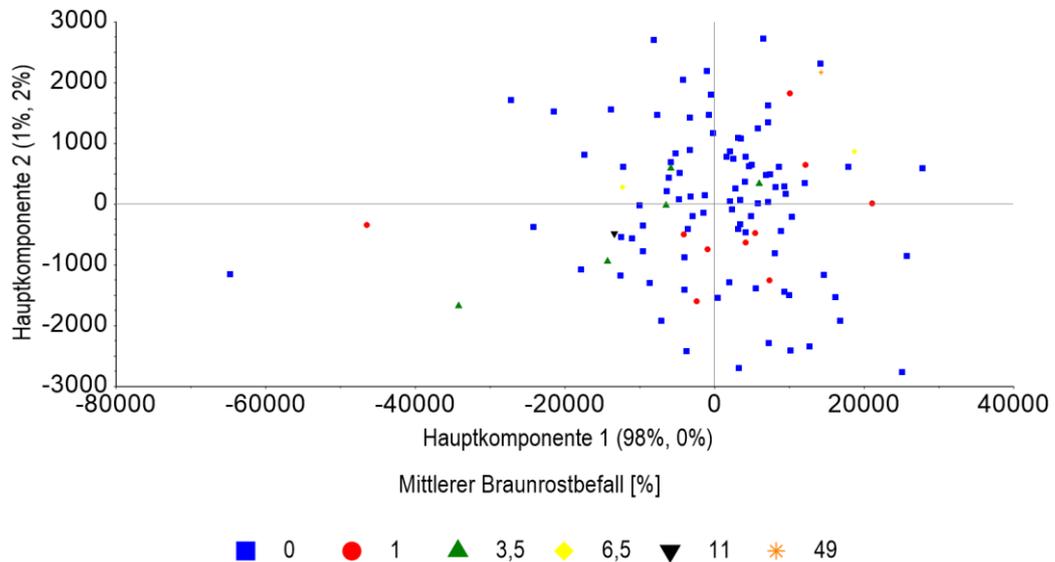


Abbildung 112: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.

Abbildung 113 zeigt, dass im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm keine Wellenlänge einen signifikanten Beitrag zum erstellten Modell leistet.

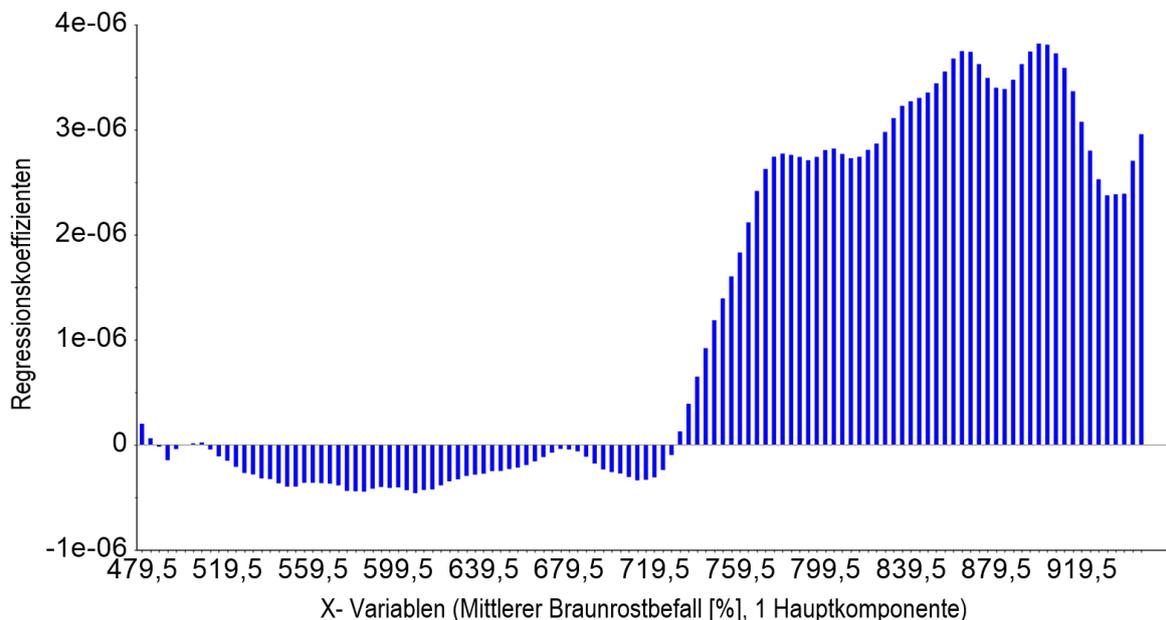


Abbildung 113: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befälle mit Braunrost zeigt Abbildung 114.

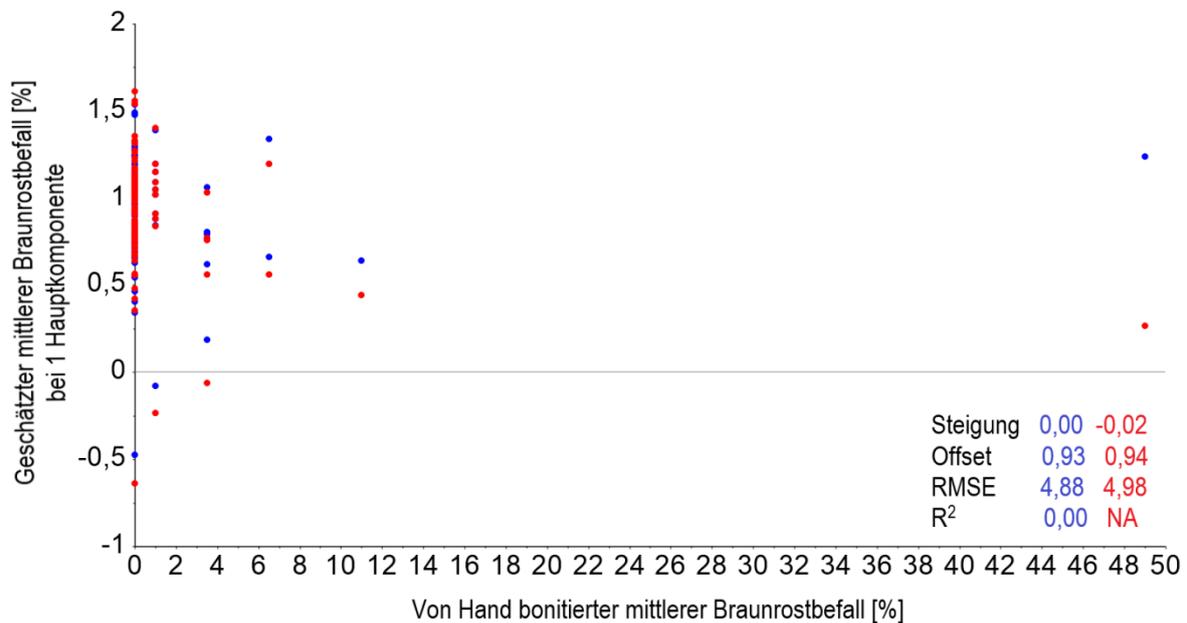


Abbildung 114: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Braunrostbefalls der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen bei Kalibrierung und Validierung bei einer Hauptkomponente.

Einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle gibt Tabelle 10.

Tabelle 10: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²
1	1	8,73	8,66	-1,87	NA
2	1	8,53	8,57	-1,22	NA
3	1	8,54	8,57	-1,27	NA
4	1	8,8	8,71	-1,95	NA
5	1	8,63	8,66	-1,3	NA
Mittelwert		8,65	8,63	-1,52	NA
Standardabweichung		0,11	0,06	0,32	NA

4.2.5. Schätzung des Befalls mit der Pilzkrankheit Blattseptoria

Die Beziehungen zwischen dem mittleren prozentualen Befall mit Blattseptoria und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen sind in Abbildung 115 abgetragen. Zwischen dem Befall mit Blattseptoria und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,87$; vgl. Abbildung 115 a)]. Auch zwischen dem Befall mit Blattseptoria und den Behandlungsstufen kann keine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p = 0,34$; vgl. Abbildung 115 b)].

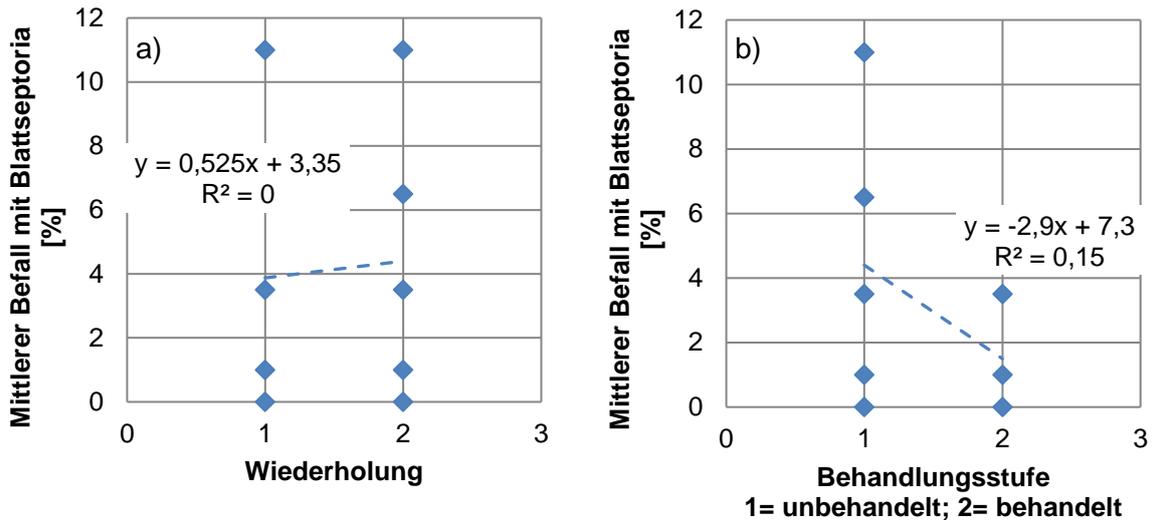


Abbildung 115: Beziehung zwischen dem mittleren prozentualen Befall mit Blattseptoria und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

Abbildung 116 zeigt den Scoreplot nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria in fünf Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

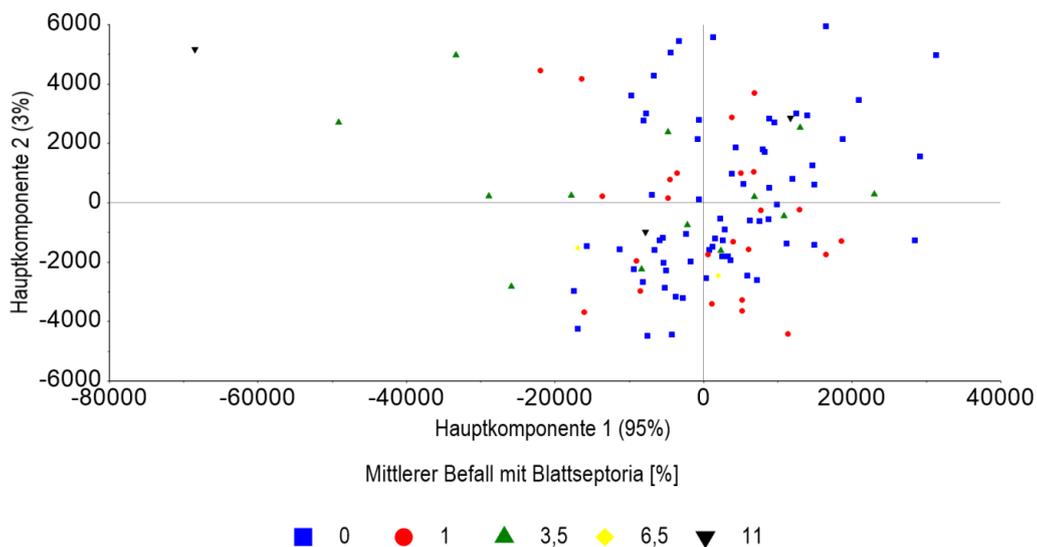


Abbildung 116: Scoreplot der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Die Spektren wurden mittels einer Gauss- Filtertransformation mit einer Segmentgröße von sieben geglättet. Abbildung 117 zeigt den Verlauf der geglätteten Spektren. Die Parzellen wurden hinsichtlich der Ausprägung ihres Befalls mit Blattseptoria in fünf Gruppen unterteilt. Im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis etwa 731,5 nm ist kein Einfluss der Ausprägung des Befalls mit Blattseptoria auf den Verlauf der Spektren zu beobachten. Im Wellenlängenbereich von etwa 731,5 nm bis 947,5 nm fallen die Spektren von vier Parzellen mit jeweils 3,5 % mittlerem Befall und das Spektrum einer Parzelle mit einem mittleren Befall von 11 % aufgrund ihrer vergleichsweise geringen Reflexion auf.

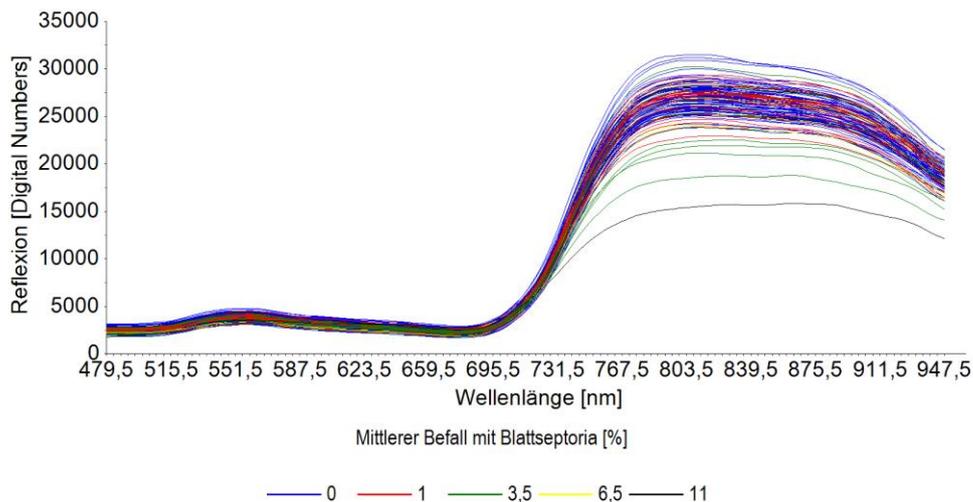


Abbildung 117: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Abbildung 118 zeigt die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente nach einer mit den geglätteten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria in fünf Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

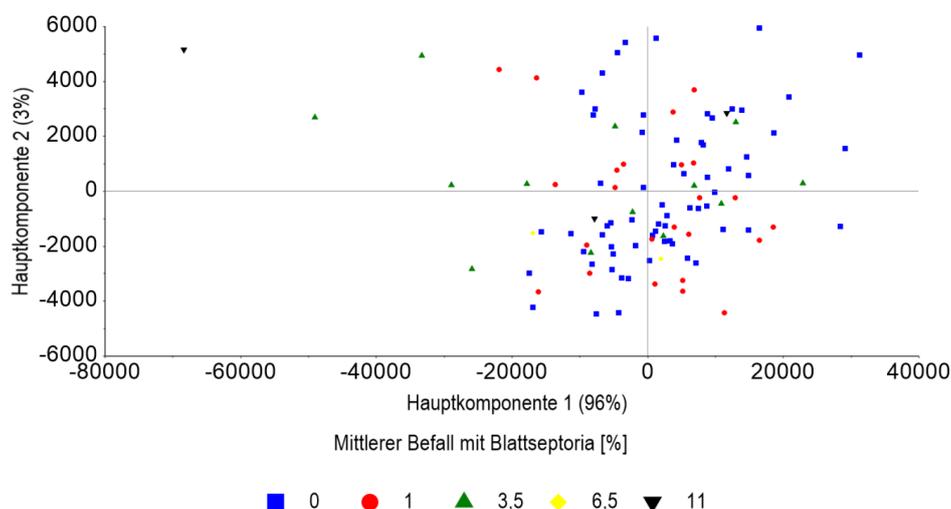


Abbildung 118: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflagenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den geglätteten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Mit den 108 Parzellen des Landessortenversuchs wurde eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Die Parzellen 3*1*2, 1*1*2, 12*1*2, 17*2*2 und 19*1*1 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das erstellte Modell aus (vgl. Abbildung 119). Da die genannten Parzellen im Wachstumsverlauf keine Auffälligkeiten zeigten und im Rahmen der Erfassung der Spektren bzw. der Bildverarbeitung keine Fehler aufgetreten waren wurden die Parzellen dennoch in die weitere Analyse einbezogen.

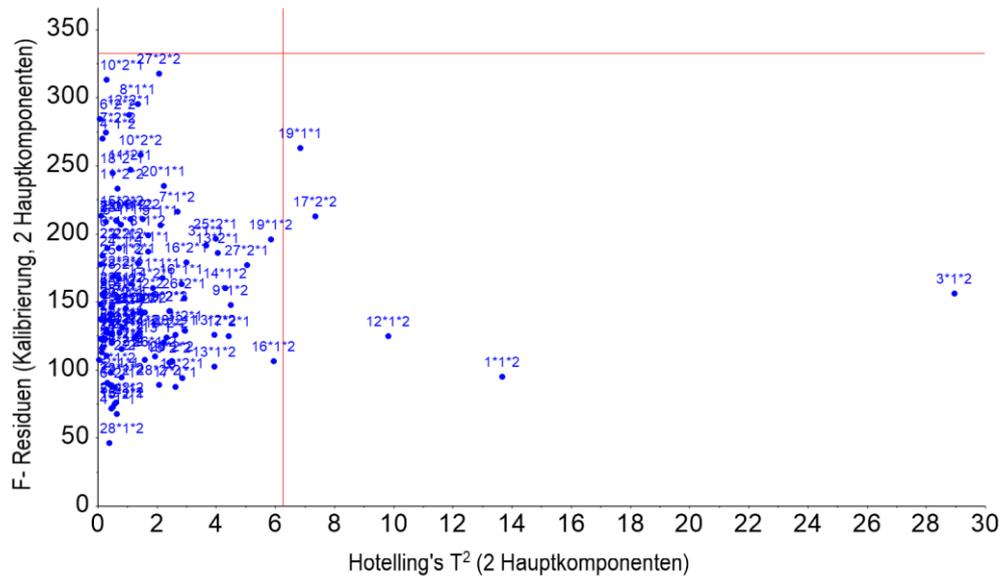


Abbildung 119: F- Residuen und Hotelling's T²- Statistik der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen (kritische Grenze der Hotelling's T²- Statistik: 6,27979, kritische Grenze der F- Residuen: 332,515).

Abbildung 120 zeigt, dass mit zwei Hauptkomponenten bei der Kalibrierung 16 % und bei der Validierung 10 % der Varianz in Y erklärt wird.

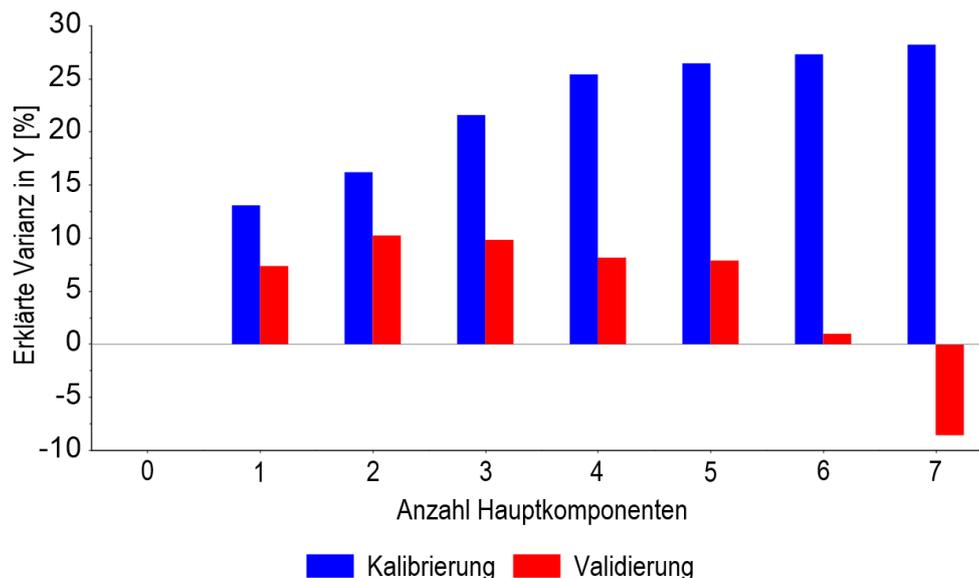


Abbildung 120: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Scorewerte der ersten und zweiten Hauptkomponente zeigt Abbildung 121. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres mittleren Befalls mit Blattseptoria in fünf Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente ist nicht zu beobachten.

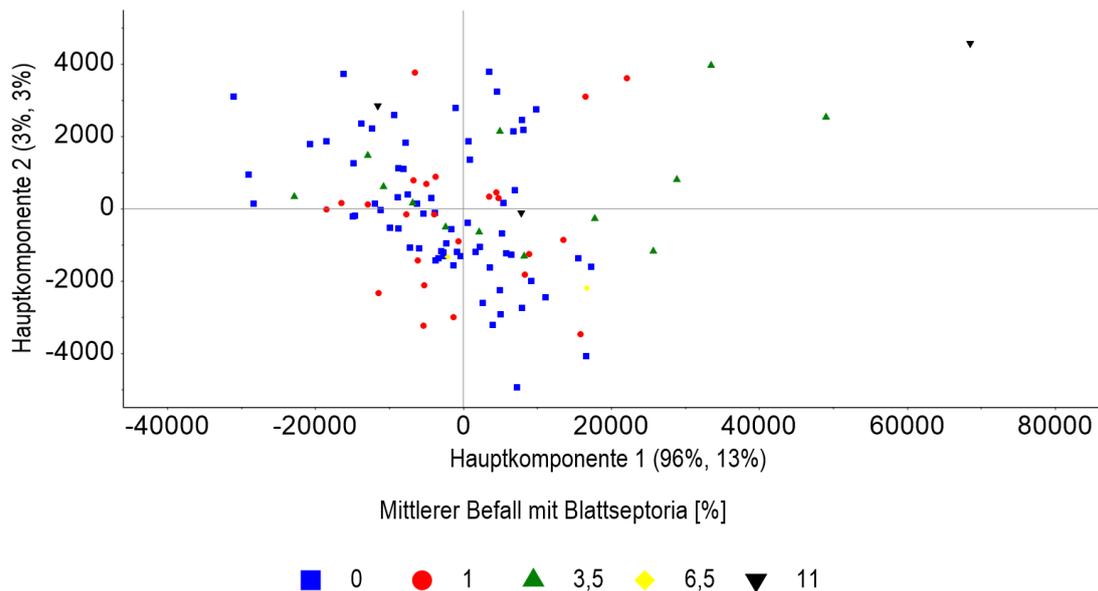


Abbildung 121: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten PLS-Regression.

Abbildung 122 zeigt, dass die Wellenlängenbereiche von 563,5 nm bis 571,5 nm, von 703,5 nm bis 719,5 nm sowie von 843,5 nm bis 859,5 nm einen signifikanten Beitrag zum erstellten Modell leisten.

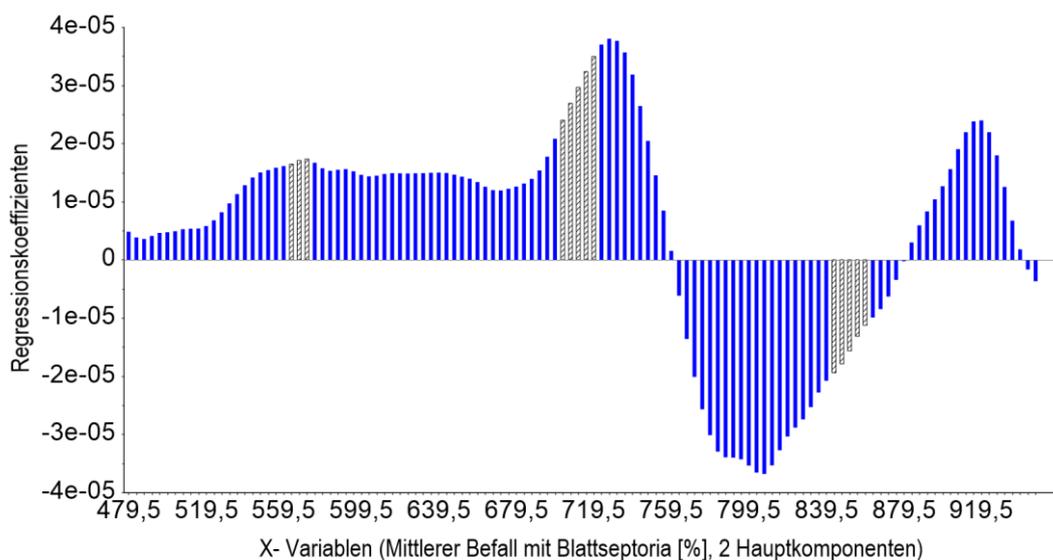


Abbildung 122: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befälle mit Blattseptoria zeigt Abbildung 123.

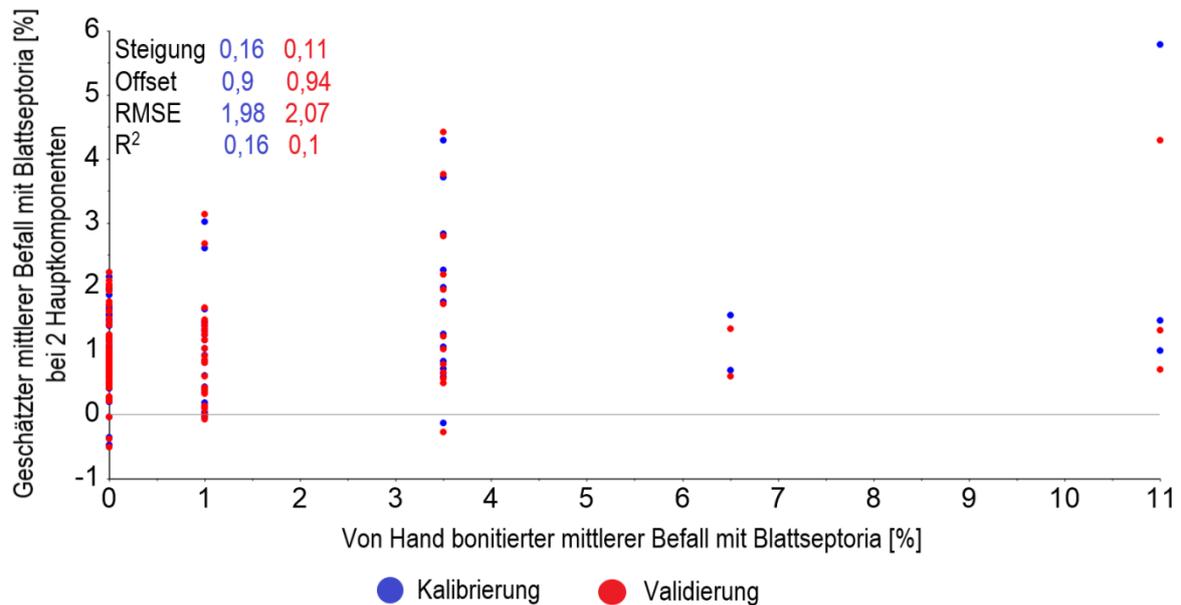


Abbildung 123: Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria bei Kalibrierung und Validierung bei zwei Hauptkomponenten.

Einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle gibt Tabelle 11.

Tabelle 11: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²
1	1	1,39	1,35	0,4	NA
2	1	2,23	2,21	0,48	NA
3	3	2,3	2,26	-0,59	0,04
4	1	2,45	2,46	-0,38	NA
5	1	2,29	2,3	0,28	NA
Mittelwert		2,13	2,116	0,04	0,04
Standardabweichung		0,38	0,39	0,44	

4.2.6. Schätzung von Parzellenerträgen

Zwischen den Parzellenerträgen und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,09$; vgl. Abbildung 124 a)]. Zwischen den Parzellenerträgen und den Behandlungsstufen hingegen kann eine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p < 0,001$; vgl. Abbildung 124 b)].

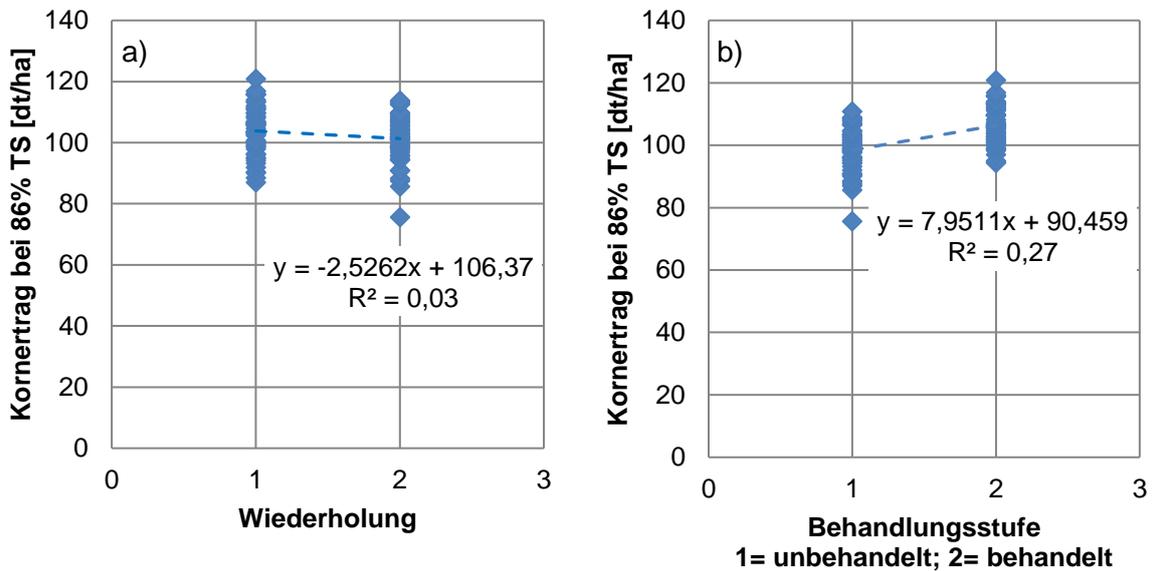


Abbildung 124: Beziehung zwischen den Parzellenerträgen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

In Abbildung 125 wurden die Scorewerte der 108 Parzellen des Landessortenversuchs nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse abgetragen. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

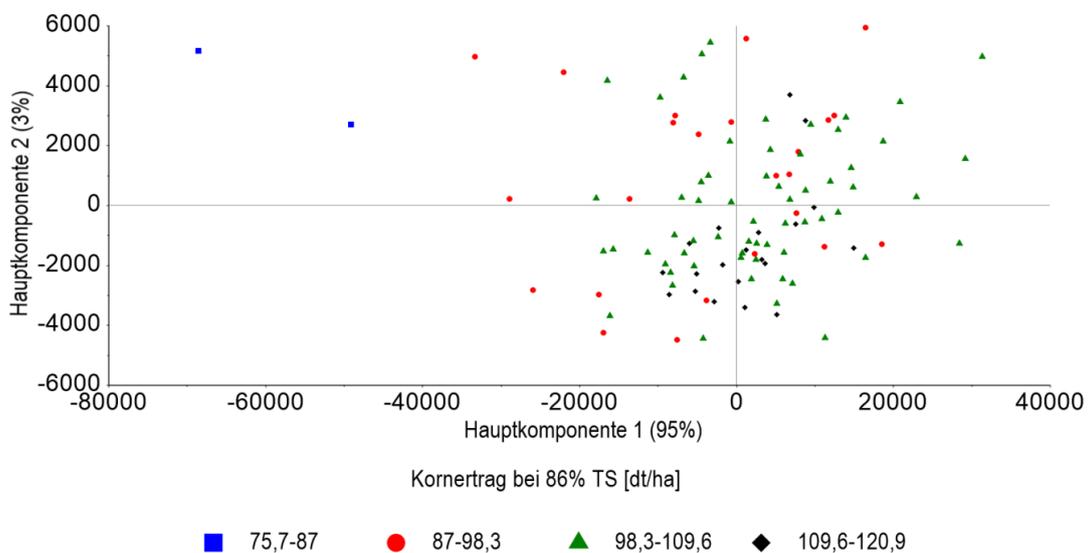


Abbildung 125: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente unter Hervorhebung der hinsichtlich ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Auch auf den Achsen der dritten und vierten Hauptkomponente kann keine Trennung der Gruppen beobachtet werden (vgl. Abbildung 126).

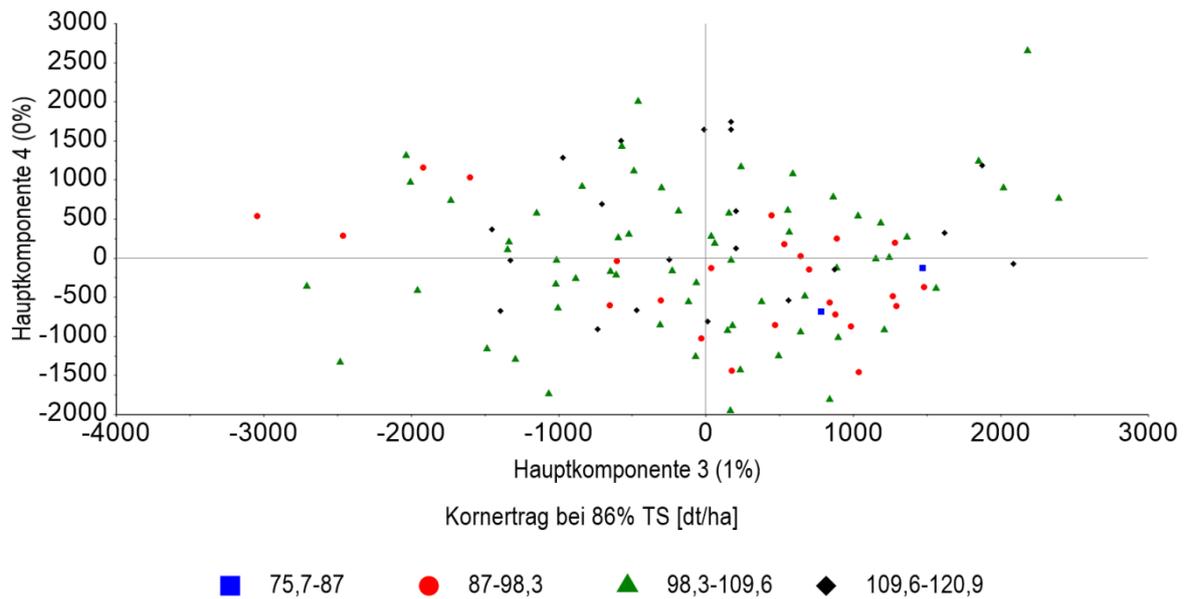


Abbildung 126: Scoreplot der dritten und vierten Hauptkomponente unter Hervorhebung der hinsichtlich ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Die Spektren wurden mithilfe einer Gauss- Filtertransformation geglättet. Es wurde eine Segmentgröße von sieben gewählt. Die geglätteten Spektren wurden im Anschluss mittels einer Standard Normal Variate transformiert. Der Verlauf der transformierten Spektren ist in Abbildung 127 abgetragen. Die Parzellen wurden hinsichtlich ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilt. Die Höhe des Kornertrages hat keinen Einfluss auf den Verlauf der Spektren.

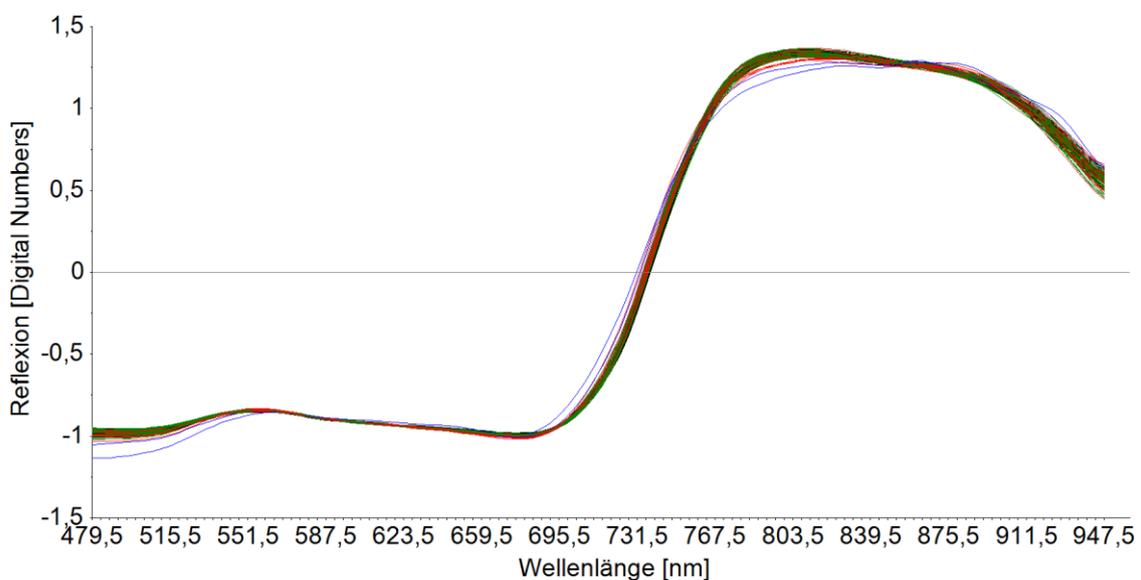


Abbildung 127: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 495,5 nm bis 931,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihres Ertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Es wurde ein Modell mit sechs Hauptkomponenten gewählt. Abbildung 128 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente. Die Parzellen wurden hinsichtlich der Höhe ihres Kornertrages in vier Gruppen unterteilt. Eine Trennung der Gruppen auf der Achse der ersten und/oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

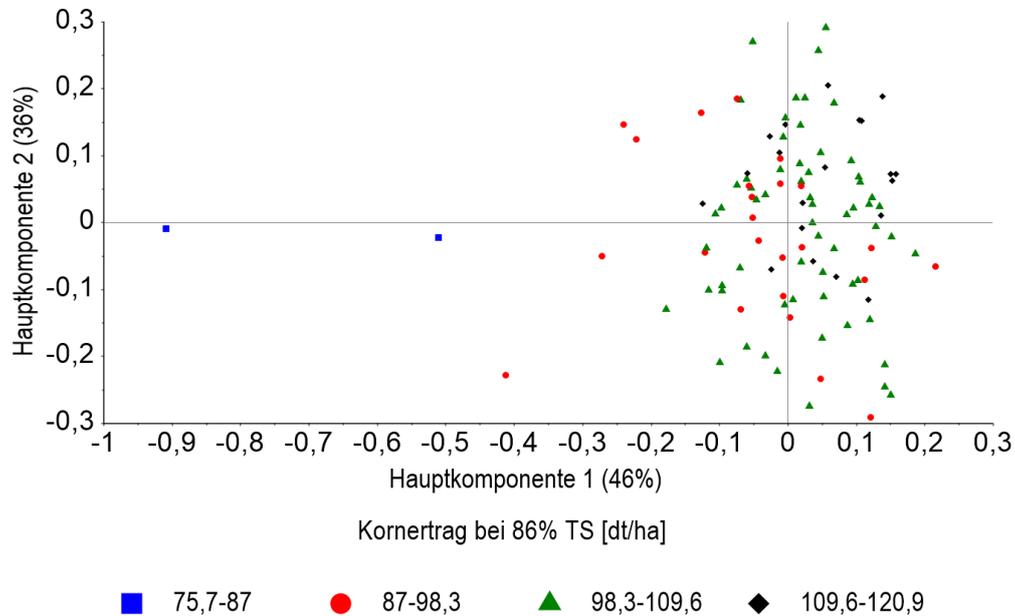


Abbildung 128: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflugenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Auch auf der Achse der dritten und vierten Hauptkomponente kann keine Trennung der Gruppen beobachtet werden (vgl. Abbildung 129).

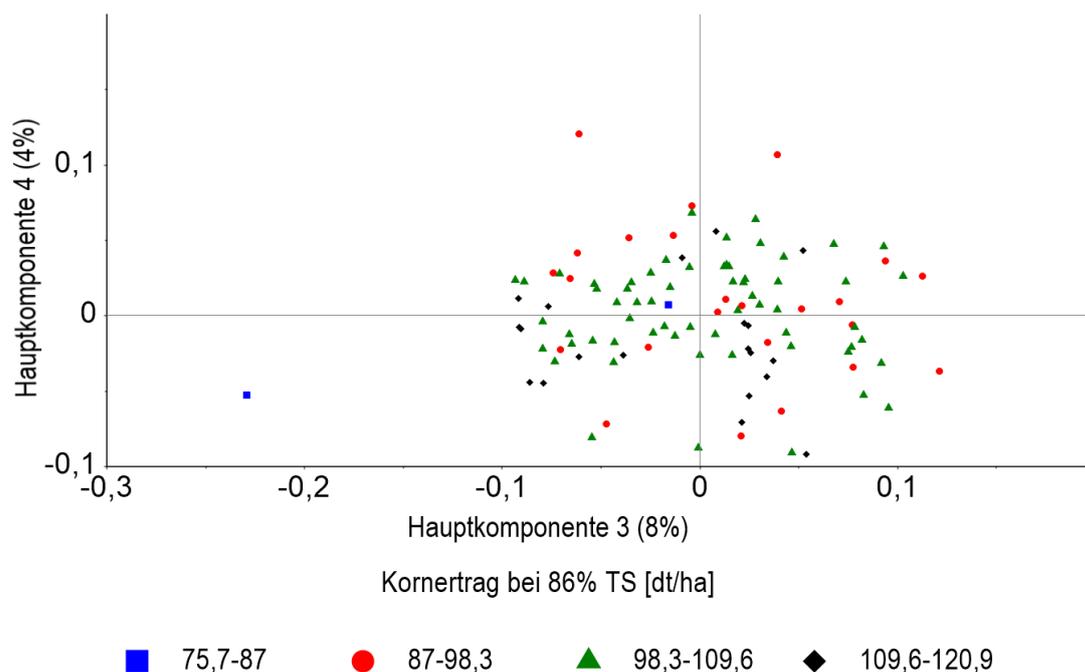


Abbildung 129: Scoreplot der dritten und vierten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflugenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Auf der Achse der fünften und sechsten Hauptkomponente ist eine Trennung der Gruppen ebenfalls nicht zu beobachten (vgl. Abbildung 130).

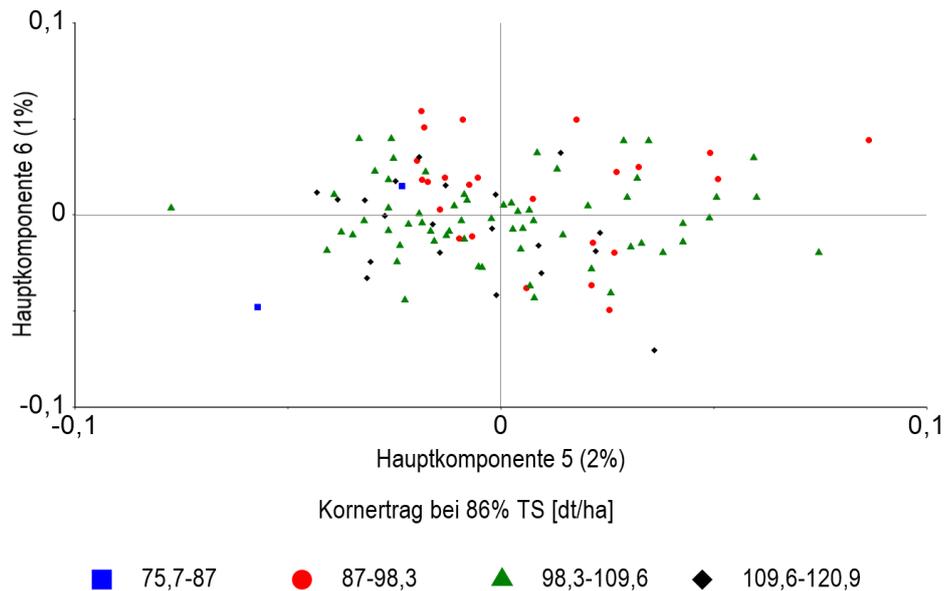


Abbildung 130: Scoreplot der fünften und sechsten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach einer mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Mit den 108 Parzellen wurde eine PLS-Regression berechnet. Es wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt. Die Parzellen 12*1*2 und 1*1*2 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das gebildete Modell aus. Die Parzelle 27*2*2 passt vergleichsweise schlecht in das erstellte Modell. Die Parzelle 3*1*2 übt einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das erstellte Modell aus und passt zudem vergleichsweise schlecht in das erstellte Modell (vgl. Abbildung 131). Die genannten Parzellen zeigten im Verlauf ihres Wachstums keine Auffälligkeiten. Fehler im Rahmen der Aufzeichnung der Spektren bzw. der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Somit wurden die Parzellen in die weiteren Betrachtungen eingeschlossen.

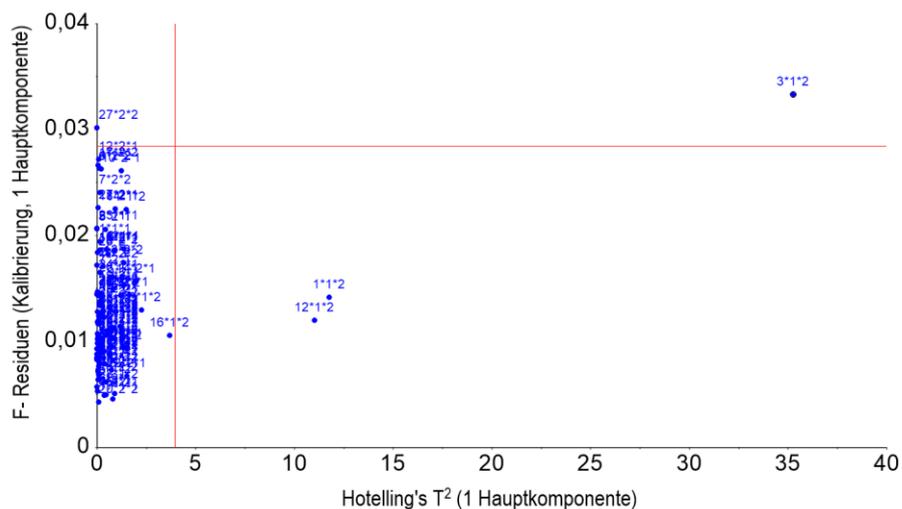


Abbildung 131: F-Residuen und Hotelling's T²-Statistik der 76 Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste (kritische Grenze der Hotelling's T²-Statistik: 14,53211, kritische Grenze der F-Residuen: 3,08863).

Die erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten zeigt Abbildung 132. Mit einer Hauptkomponente werden im Rahmen der Kalibrierung 32 %, im Rahmen der Validierung 29 % der Y- Varianz erklärt.

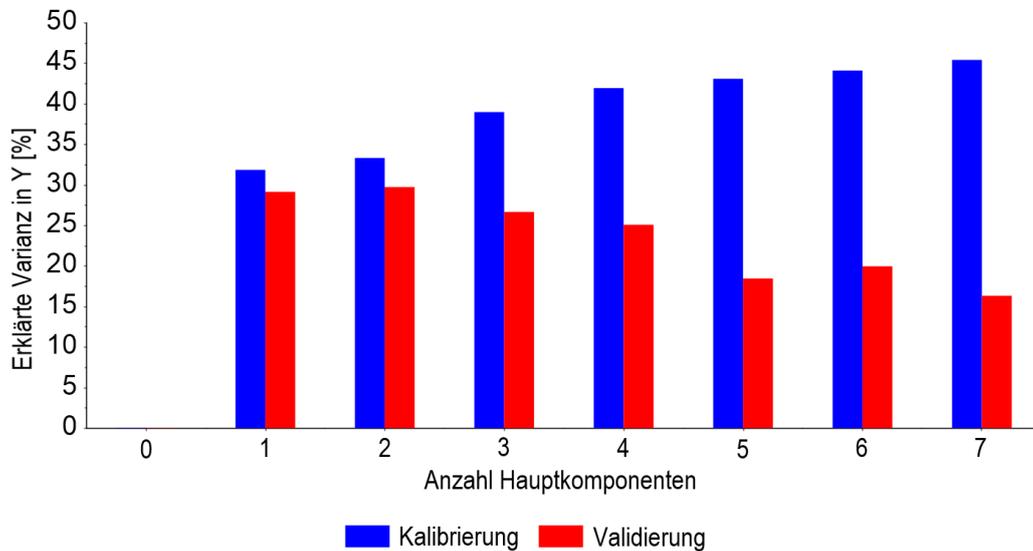


Abbildung 132: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Verteilung der Scorewerte in den ersten beiden Hauptkomponenten zeigt Abbildung 133. Die Kornenerträge der Parzellen wurden in vier Gruppen unterteilt. Auf der Achse der ersten Hauptkomponente fällt die Trennung der Gruppe mit Kornenerträgen zwischen 75,5 und 87 dt/ha von den übrigen Gruppen auf. Eine Trennung der übrigen drei Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden.

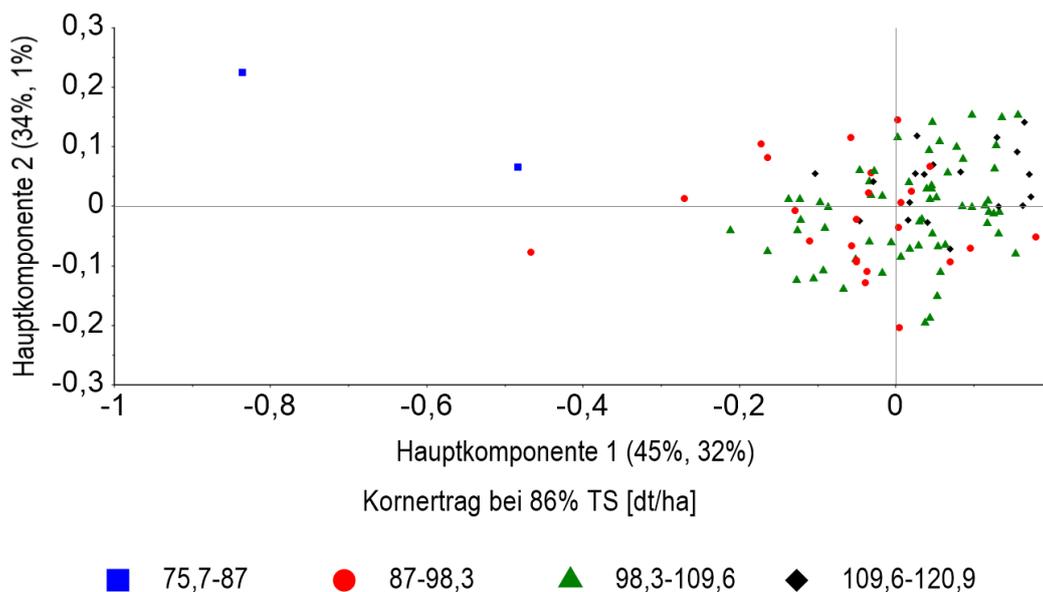


Abbildung 133: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 108 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterweizen nach Berechnung einer PLS-Regression.

Abbildung 134 zeigt, dass die Wellenlängenbereiche von 479,5 nm bis 531,5 nm, von 703,5 nm bis 755,5 nm und von 779,5 nm bis 851,5 nm einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell leisten.

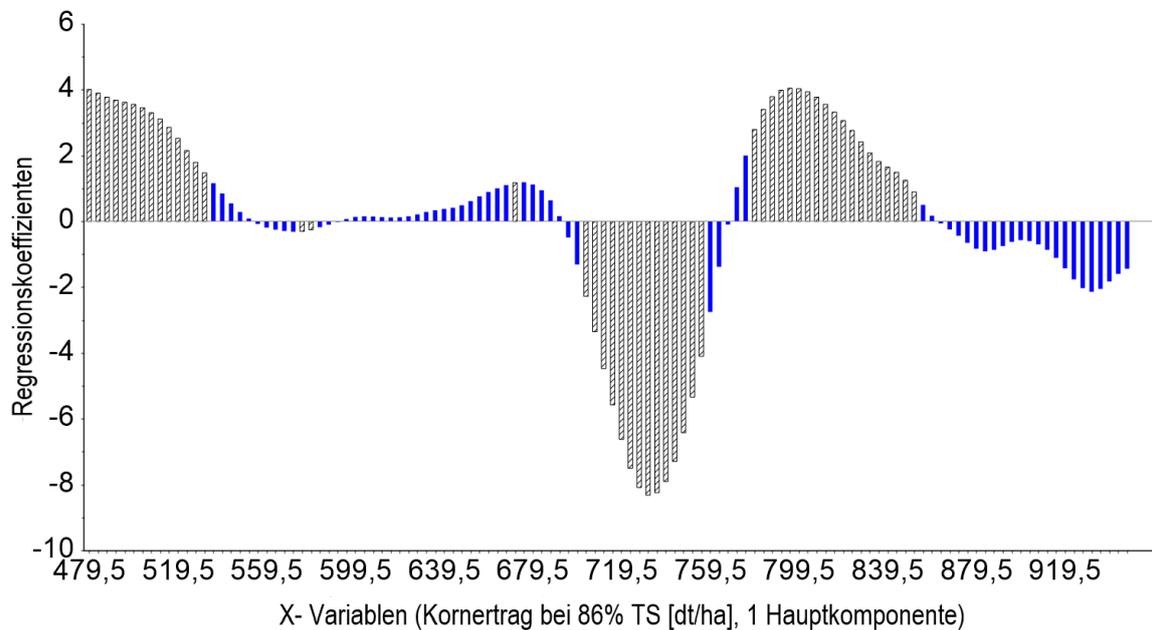


Abbildung 134: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 479,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge veranschaulicht Abbildung 135.

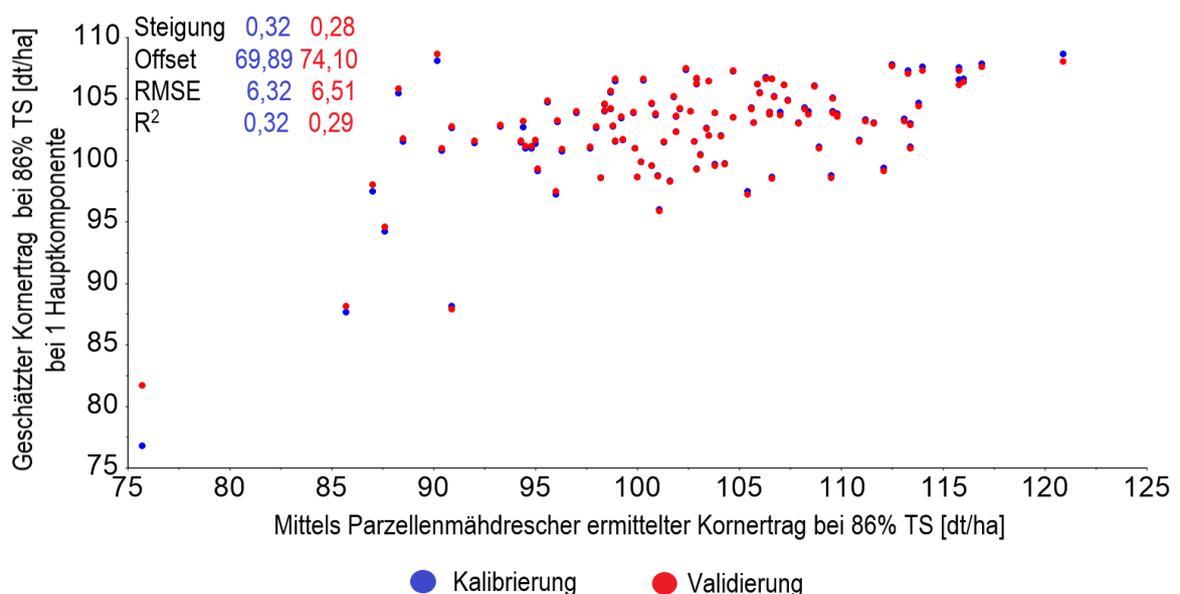


Abbildung 135: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei einer Hauptkomponente.

Einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle gibt Tabelle 12.

Tabelle 12: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²	RPD-Wert
1	4	5,98	5,75	-1,93	0,3	1,33
2	1	5,99	5,76	-1,93	0,36	1,33
3	1	6,84	6,95	0,07	0,07	1,11
4	2	6,74	6,81	0,68	0,39	1,13
5	2	6,24	6,3	0,72	0,22	1,22
Mittelwert		6,36	6,31	-0,48	0,27	1,22
Standardabweichung		0,37	0,51	1,21	0,11	0,09

Die mithilfe des Bestimmtheitsmaßes R² ausgedrückten Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge der Parzellen des Winterweizens und der berechneten Vegetationsindices sind in Tabelle 13 aufgetragen.

Tabelle 13: Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge des Winterweizens bei 86% TS und ausgewählter Vegetationsindices

R ²	NDVI	NDRE	GNDVI	SR	GCI	RECI
Mittels Parzellenmähdrescher generierter Kornertrag bei 86% TS [dt/ha]	0,20	0,27	0,18	0,14	0,15	0,19

4.3. Explorative Analyse des Datensatzes in Winterraps (*Brassica napus* L.)

Die hyperspektral erfassten Spektren der 99 Parzellen im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm sind in Abbildung 136 aufgetragen. Bei der Wellenlänge 451,5 nm fällt eine vergleichsweise hohe Reflexion auf. Im Wellenlängenbereich von 455,5 nm bis 471,5 nm ist Rauschen der Spektren zu beobachten. Die weiteren Analysen wurden daher im Wellenlängenbereich von 475,5 nm bis 947,5 nm vorgenommen. Ergänzend sticht bei der Parzelle 7*2*4 eine vergleichsweise hohe Reflexion im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis etwa 523,5 nm ins Auge.

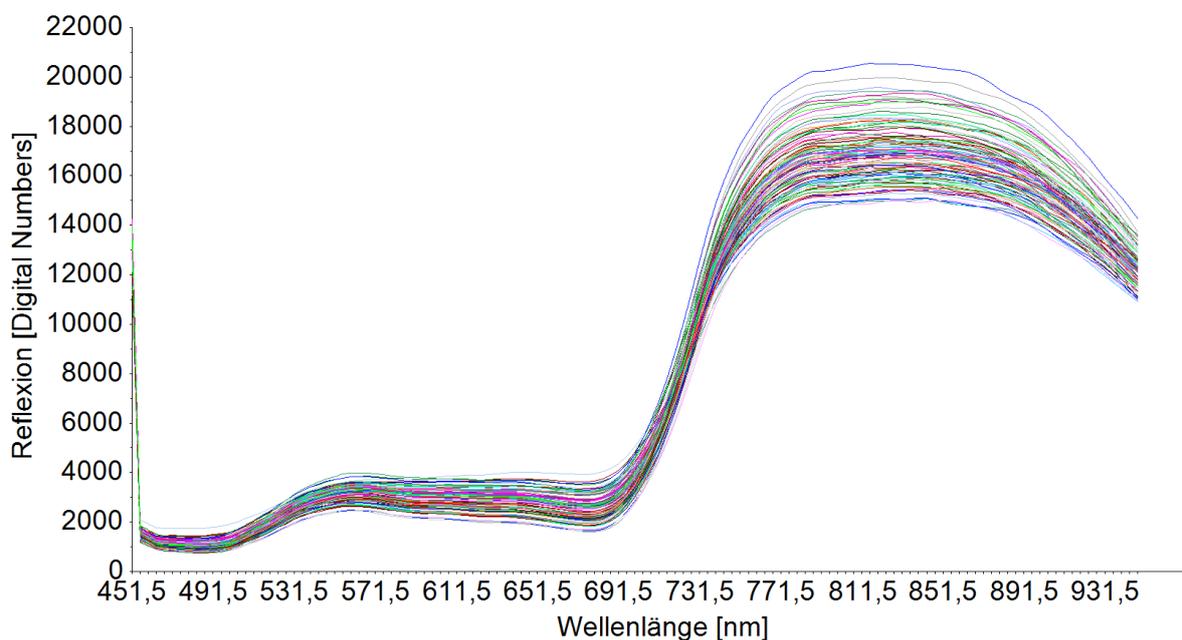


Abbildung 136: Im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps hyperspektral erfasste Spektren im Wellenlängenbereich von 451,5 nm bis 947,5 nm.

Mit den erfassten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Es wurde ein Modell mit drei Hauptkomponenten gewählt. Die Parzellen 6*2*2, 7*2*4, 16*2*3, 21*2*4 und 11*2*1 üben einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das erstellte Modell aus (vgl. Abbildung 137). Die genannten Parzellen zeigten hinsichtlich ihres Wachstumsverlaufs keine Auffälligkeiten. Fehler bei der Erfassung der Spektren und/ oder der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Die genannten Parzellen wurden aus diesem Grunde in die weitere Analyse einbezogen.

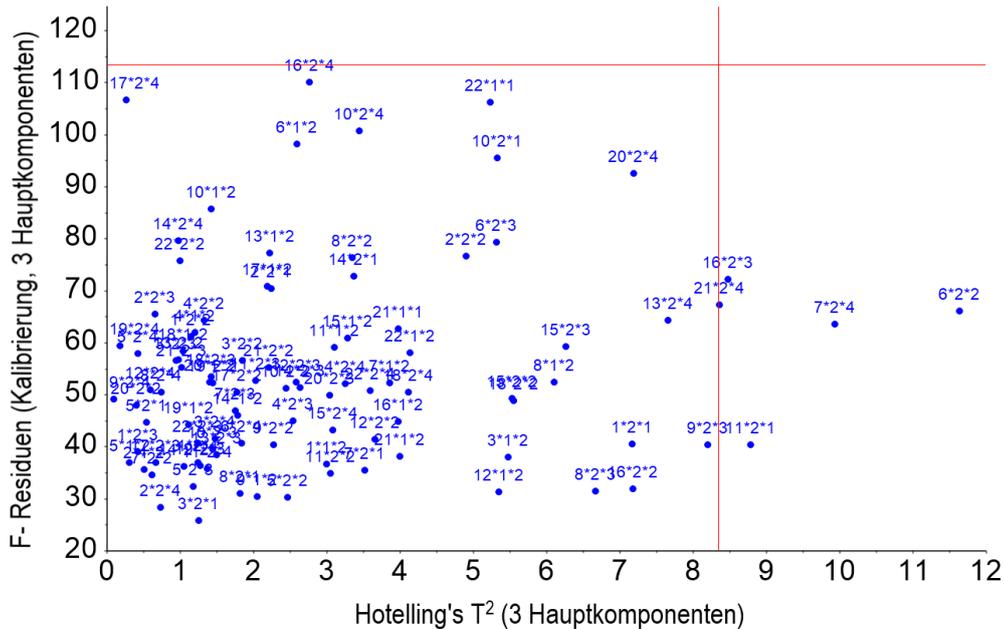


Abbildung 137: F- Residuen und Hotelling's T2- Statistik der 99 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterapps (kritische Grenze der Hotelling's T2- Statistik: 8,35039, kritische Grenze der F- Residuen: 113,3013).

Abbildung 138 zeigt, dass mit drei Hauptkomponenten im Rahmen von Kalibrierung und Validierung 99 % der Varianz in den Spektren erklärt wird.

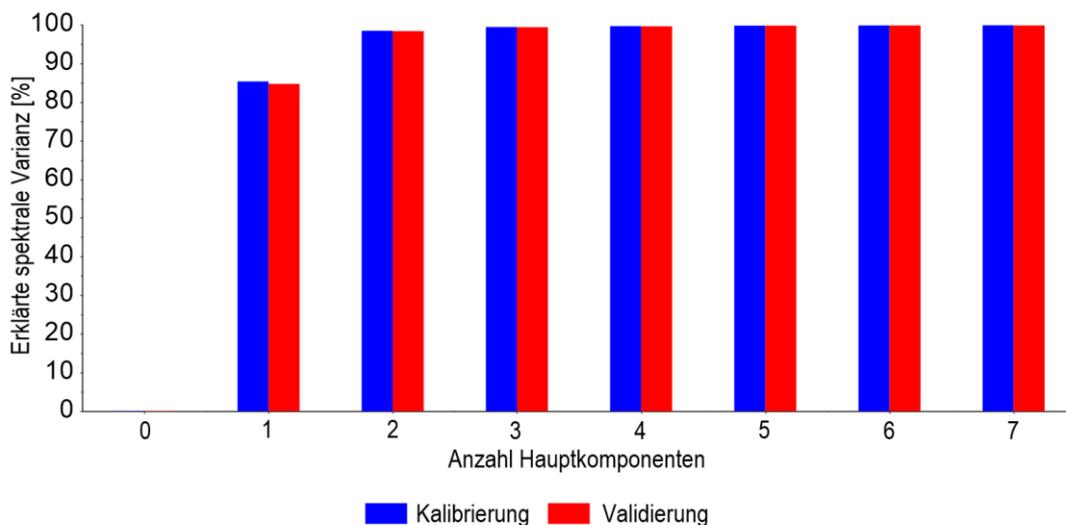


Abbildung 138: Erklärte Varianz der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterapps hyperspektral erfassten Spektren in Abhängigkeit von der Anzahl an Hauptkomponenten bei Kalibrierung und Validierung nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse.

Abbildung 139 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente. Die Wiederholungen wurden hervorgehoben. Ein Einfluss der Wiederholungen auf die Verteilung der Scorewerte auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente ist nicht zu beobachten.

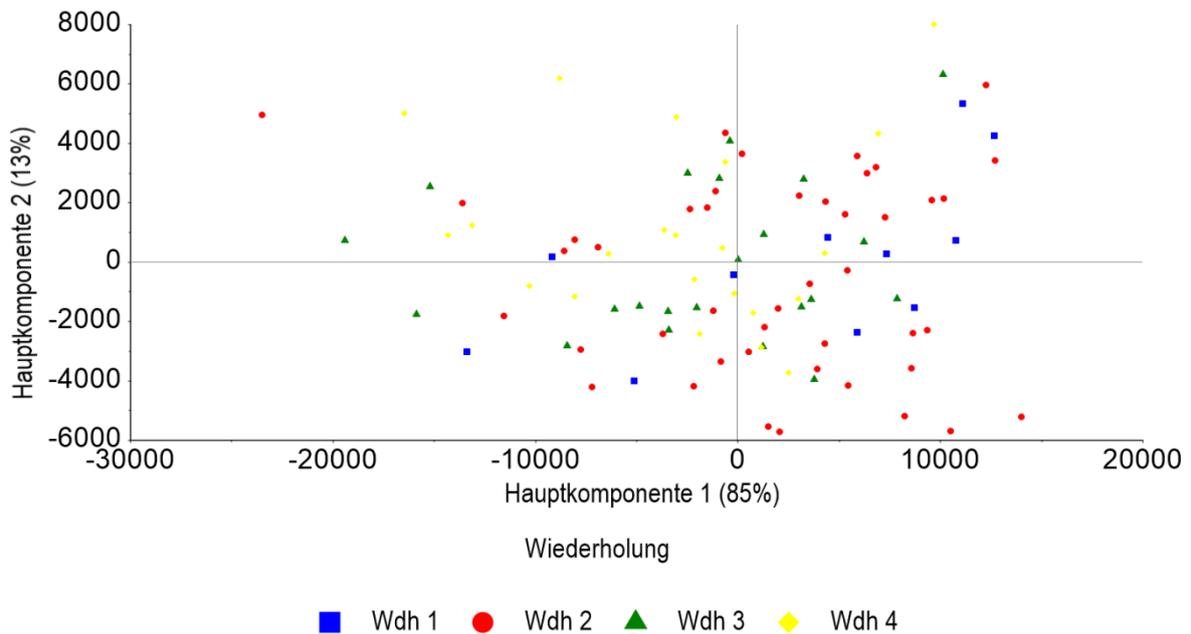


Abbildung 139: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Wiederholungen.

Auch auf der Achse der dritten Hauptkomponente ist kein Einfluss der Wiederholungen auf die Verteilung der Scorewerte zu beobachten.

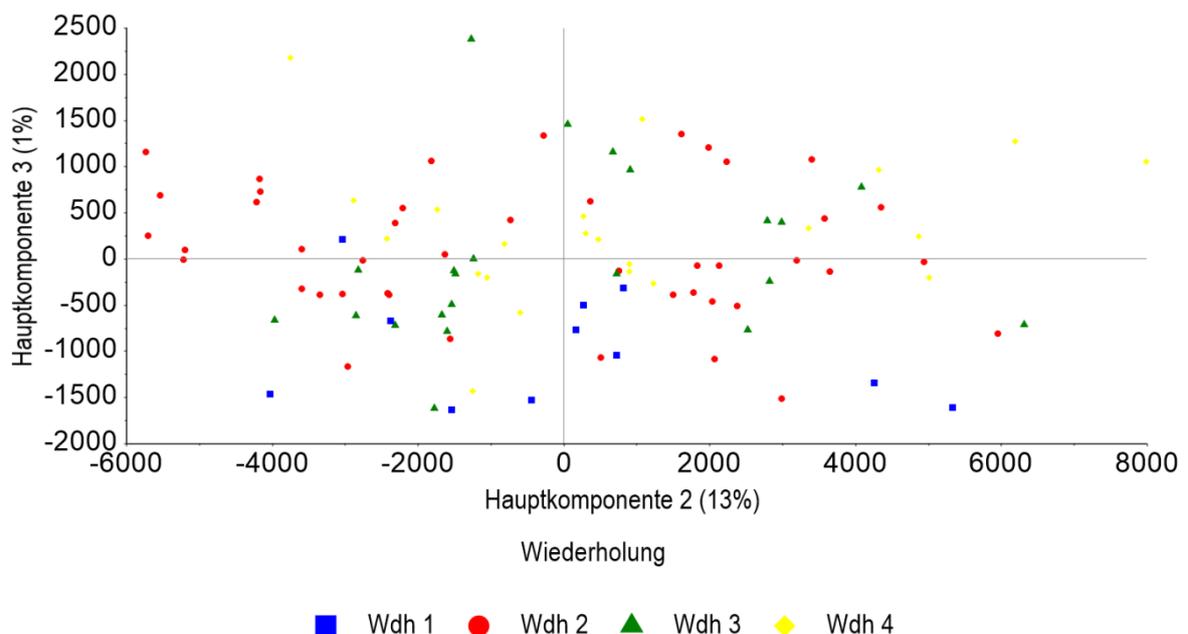


Abbildung 140: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Wiederholungen.

Abbildung 141 zeigt, dass die zweite Hauptkomponente die Trennung der Behandlungsstufen ermöglicht.

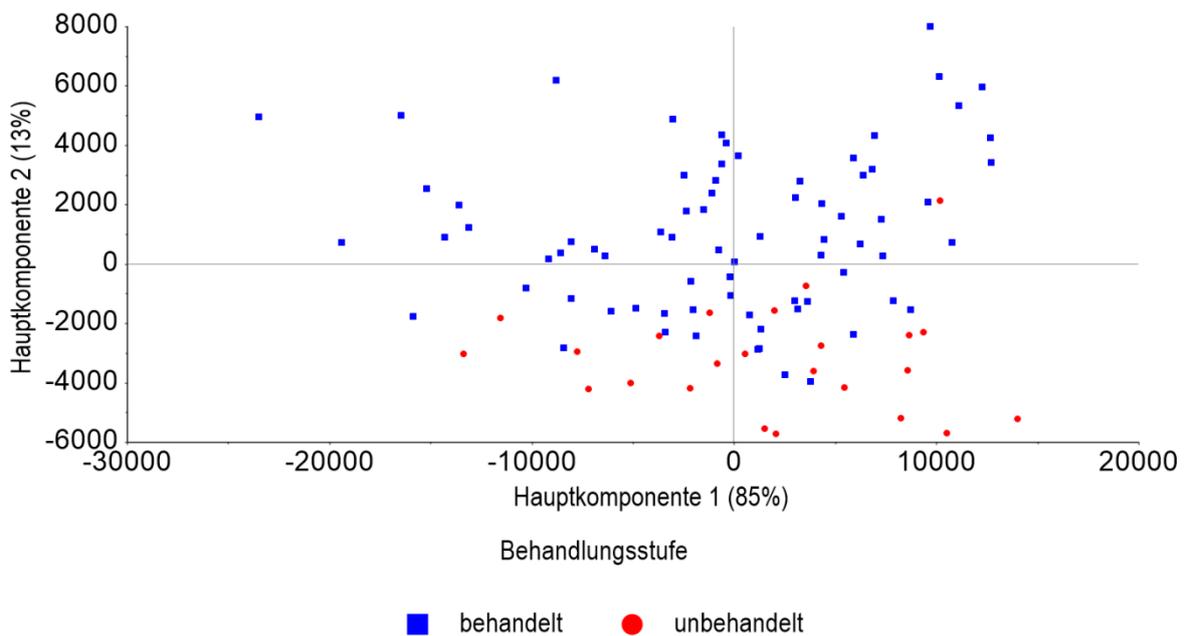


Abbildung 141: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Behandlungsstufen.

Auch im Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente fällt die Trennung der Parzellen nach der Behandlungsstufe auf der Achse der zweiten Hauptkomponente ins Auge. Auf der Achse der dritten Hauptkomponente kann keine Trennung der Parzellen nach der Behandlungsstufe beobachtet werden.

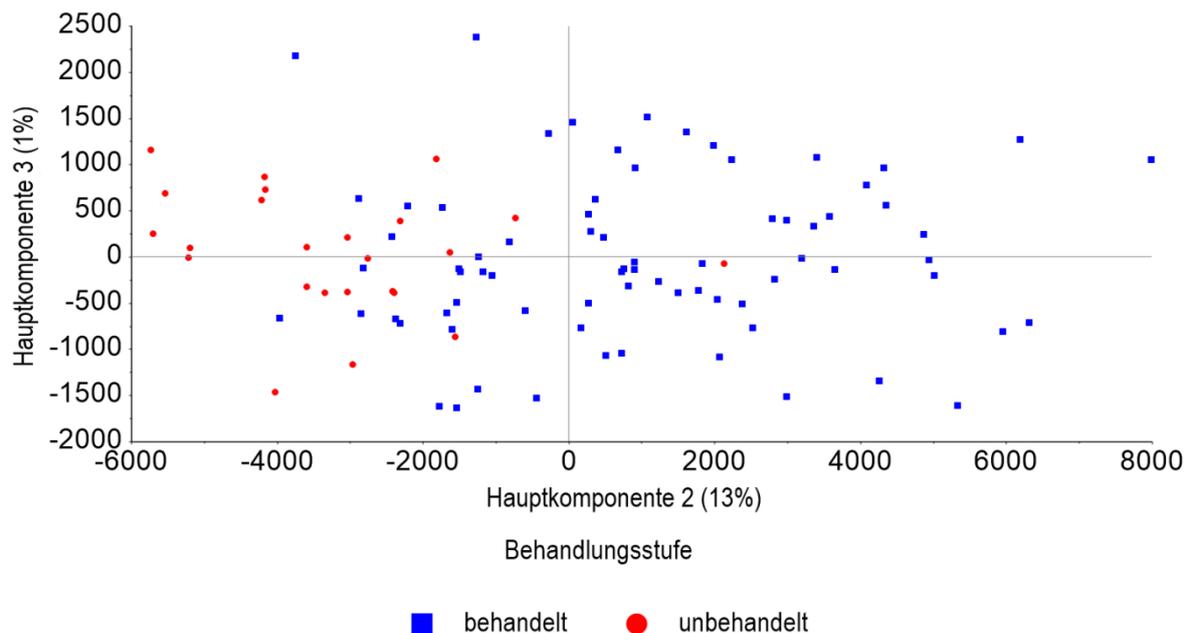


Abbildung 142: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Behandlungsstufe.

Eine Trennung der Parzellen nach der Sorte auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente kann nicht beobachtet werden (vgl. Abbildung 143).

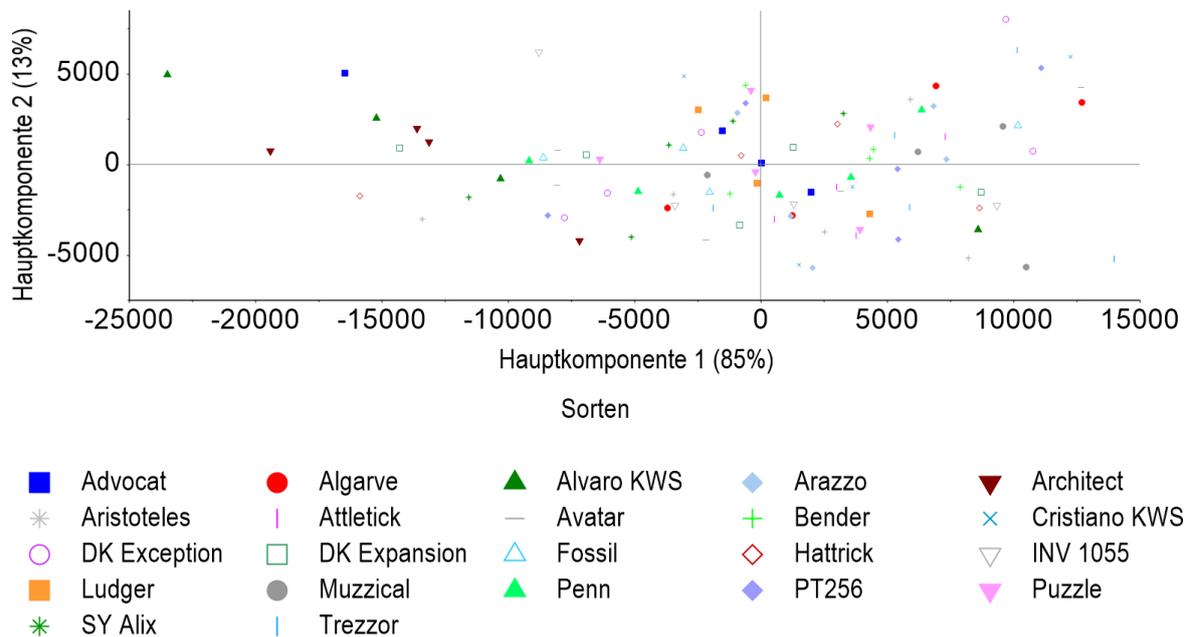


Abbildung 143: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Parzellen nach ihrer Sortenbezeichnung.

Auch auf der Achse der dritten Hauptkomponente kann keine Trennung der Parzellen nach ihrer Sortenbezeichnung beobachtet werden (vgl. Abbildung 144).

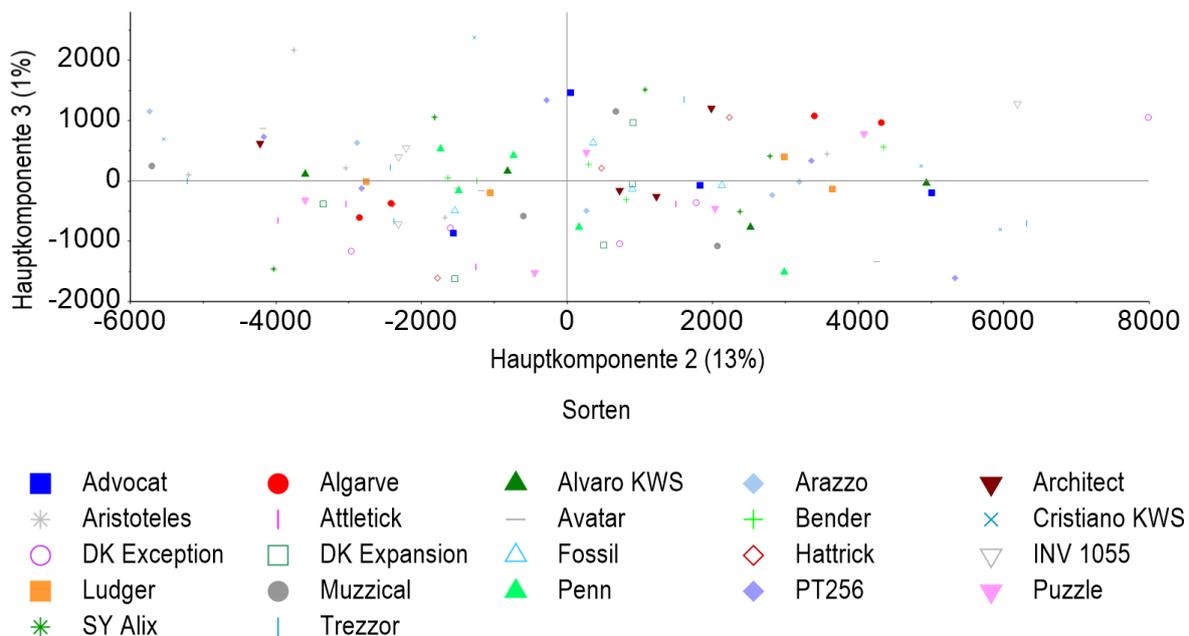


Abbildung 144: Scoreplot der zweiten und dritten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der Parzellen nach ihrer Sortenbezeichnung.

Die Loadings der ersten Hauptkomponente sind in Abbildung 145 abgetragen. Die erste Hauptkomponente wird durch die etwa ab der Wellenlänge 691,5 nm abnehmende Reflexion geprägt.

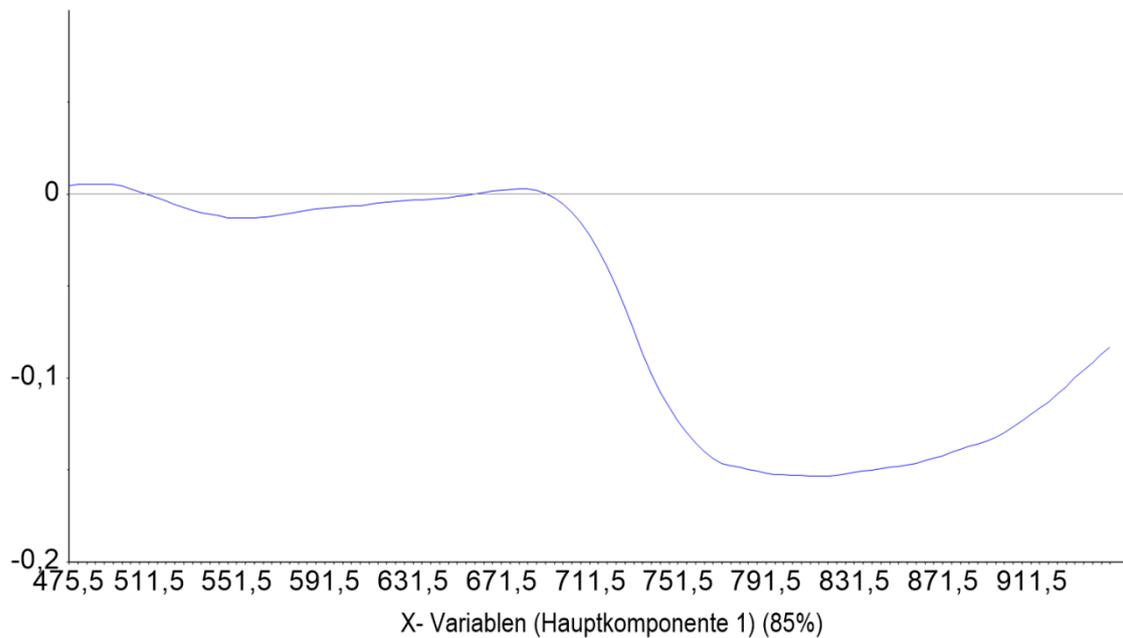


Abbildung 145: Loadings der ersten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der ersten Hauptkomponente: 85 %.

Die zweite Hauptkomponente wird durch eine im Wellenlängenbereich von 475,5 nm bis etwa 691,5 nm zunehmende Reflexion geprägt (vgl. Abbildung 146).

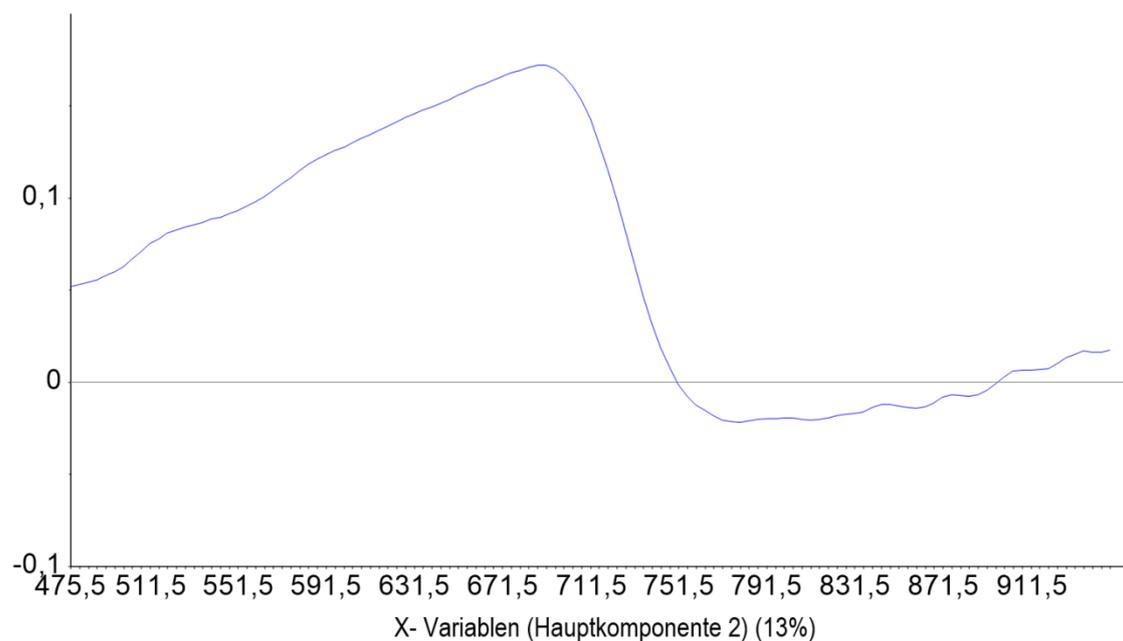


Abbildung 146: Loadings der zweiten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der zweiten Hauptkomponente: 13 %.

Die dritte Hauptkomponente wird durch ein Minimum der Reflexion etwa bei der Wellenlänge 739,5 nm und eine ab dieser Wellenlänge zunehmende Reflexion geprägt (vgl. Abbildung 147). Im Verlauf der Loadings der dritten Hauptkomponente wird Rauschen sichtbar.

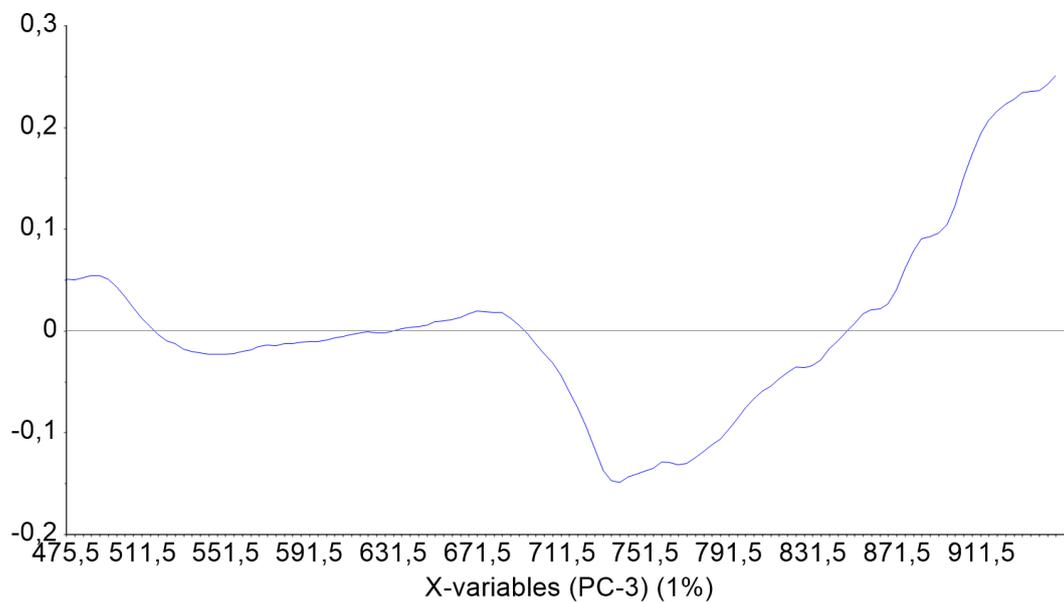


Abbildung 147: Loadings der dritten Hauptkomponente der im Rahmen der Befliegung des Landessortenversuchs in Winterraps erfassten Spektren nach Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse. Erkläranteil der dritten Hauptkomponente: 1 %.

4.3.1. Schätzung von Parzellenerträgen

Abbildung 148 zeigt die Beziehungen zwischen den Parzellenerträgen und den Wiederholungen bzw. den Behandlungsstufen. Zwischen den Parzellenerträgen und den Wiederholungen besteht keine signifikante Beziehung [$p = 0,06$; vgl. Abbildung 148 a)]. Zwischen den Parzellenerträgen und den Behandlungsstufen hingegen kann eine signifikante Beziehung beobachtet werden [$p < 0,001$; vgl. Abbildung 148 b)].

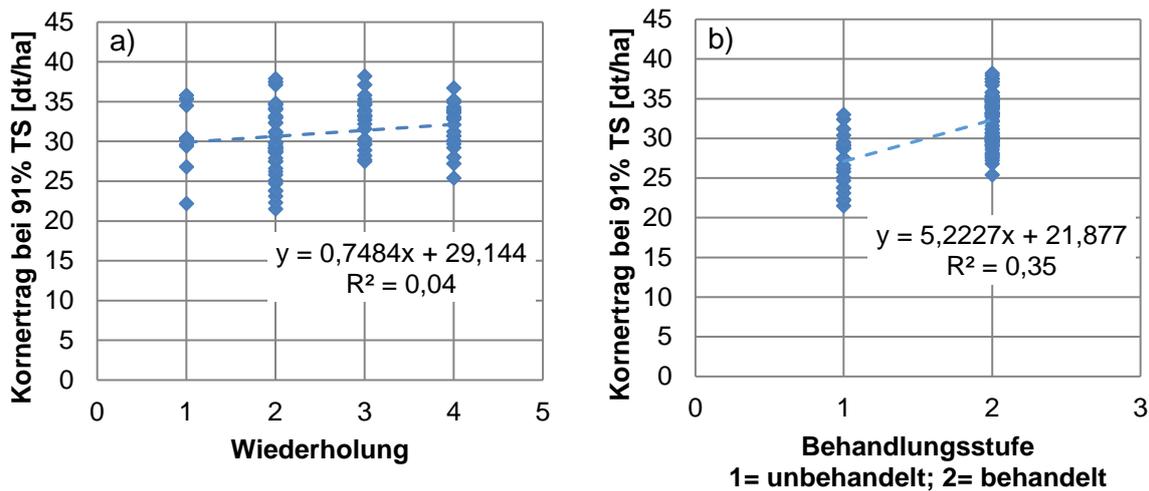
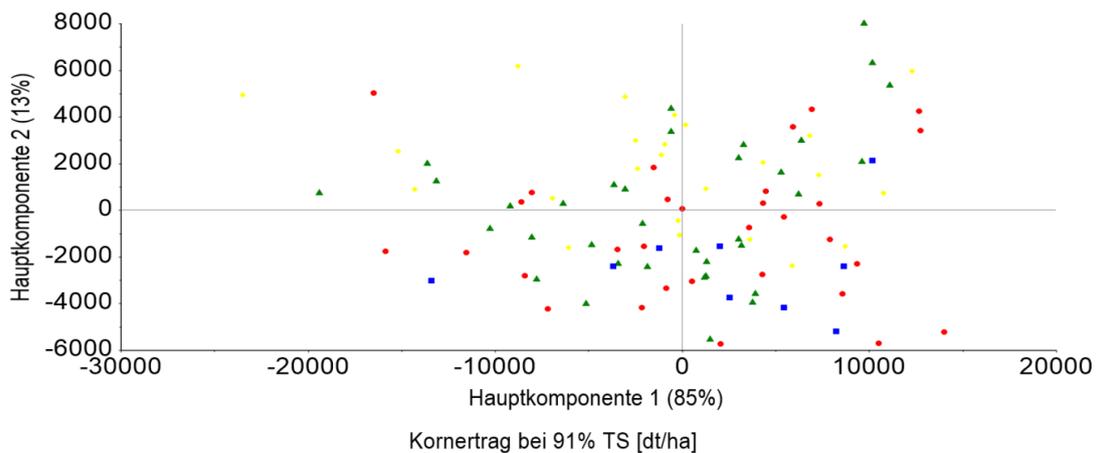


Abbildung 148: Beziehung zwischen den im Rahmen der Beerntung des Landessortenversuchs ermittelten Parzellenerträgen und a) der Wiederholung bzw. b) der Behandlungsstufe.

In Abbildung 149 wurden die Scorewerte der 99 Parzellen des Landessortenversuchs nach einer mit den untransformierten Spektren durchgeführten Hauptkomponentenanalyse abgetragen. Die Parzellen wurden nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilt. Auf der Achse der zweiten Hauptkomponente ist eine Trennung der Gruppe mit Kornerträgen zwischen 21,5 dt/ha und 25,675 dt/ha von der Gruppe mit Kornerträgen zwischen 34,025 dt/ha und 38,2 dt/ha zu beobachten. Weitere Trennungen der Gruppen auf der Achse der ersten und/ oder zweiten Hauptkomponente können nicht beobachtet werden.



■ 21,5-25,675 ● 25,675-29,85 ▲ 29,85-34,025 ◆ 34,025-38,2

Abbildung 149: Scoreplot der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach einer mit den untransformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse.

Die Spektren wurden zunächst mittels einer Gauss- Filtertransformation mit einer Segmentgröße von sieben geglättet. Die geglätteten Spektren wurden im Anschluss mittels einer Standard Normal Variate transformiert. Den Verlauf der transformierten Spektren zeigt Abbildung 150. Die Spektren wurden nach der Höhe des Kornertrages ihrer jeweils zugehörigen Parzellen in vier Gruppen unterteilt. Die Höhe des Kornertrages hat keinen Einfluss auf den Verlauf der Spektren.

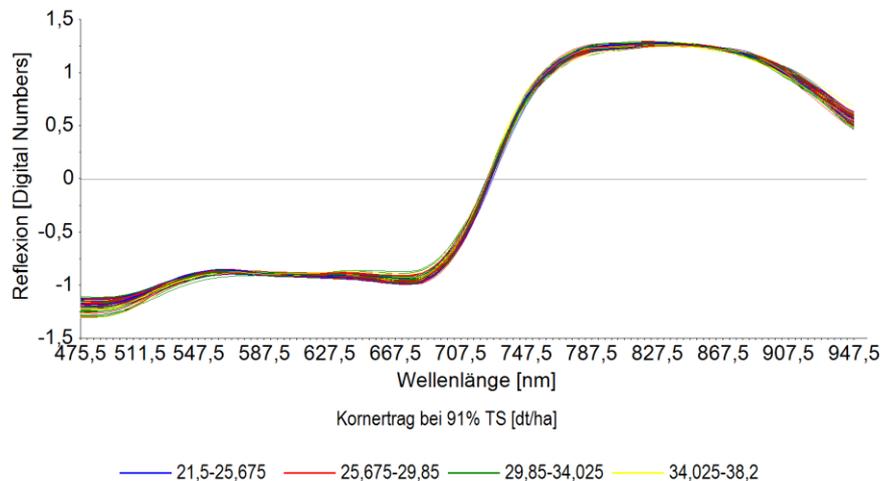


Abbildung 150: Verlauf der transformierten Spektren im Wellenlängenbereich von 475,5 nm bis 947,5 nm unter Hervorhebung der hinsichtlich ihres Ertrages in vier Gruppen unterteilten Parzellen.

Mit den transformierten Spektren wurde eine Hauptkomponentenanalyse berechnet. Abbildung 151 zeigt den Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente. Die Parzellen wurden nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilt. Mithilfe der Transformationen konnte die Trennung der Gruppe mit Kornerträgen zwischen 21,5 und 25,675 dt/ha und der Gruppe mit Kornerträgen zwischen 34,025 dt/ha und 38,2 dt/ha deutlicher auf die erste Hauptkomponente verschoben werden.

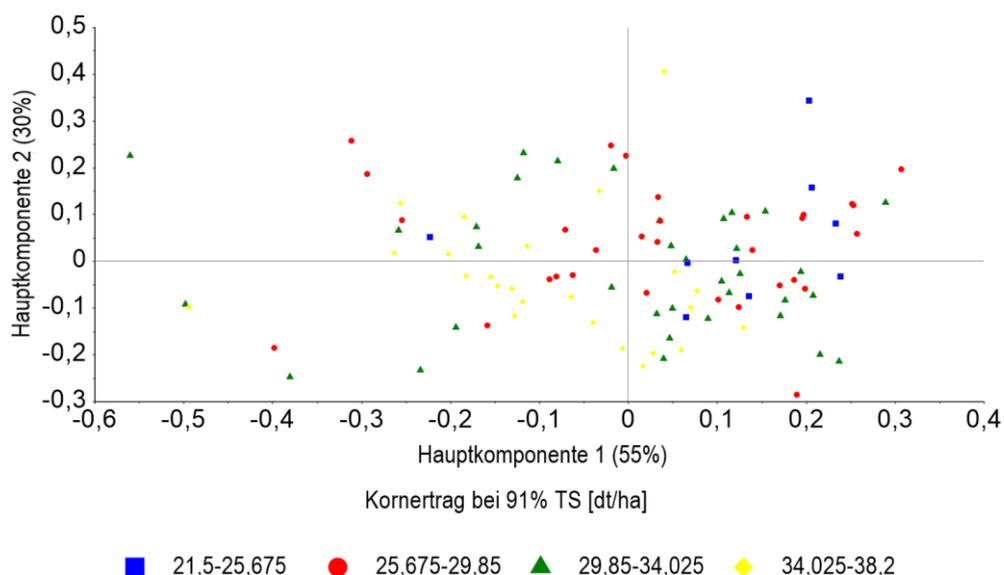


Abbildung 151: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 99 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Wintereraps unter Hervorhebung der nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Kornerträge der Parzellen.

Im Folgenden wurde mit allen 99 Parzellen eine PLS-Regression berechnet. In Abbildung 152 wurden die Werte der F-Residuen gegen die Hotelling's T^2 -Werte aufgetragen. Die Parzellen 16*2*2, 8*2*3, 1*2*1, 11*2*1 und 3*1*2 weisen einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das Modell auf. Die Parzellen 18*2*2 und 16*2*3 werden vergleichsweise schlecht vom erstellten Modell erklärt. Die genannten Parzellen zeigten im Wachstumsverlauf keine Auffälligkeiten. Messfehler und/ oder Fehler im Rahmen der Bildverarbeitung waren nicht aufgetreten. Die Parzellen wurden aus diesem Grunde in die weiteren Untersuchungen aufgenommen. Die Parzelle 7*2*4 weist einen vergleichsweise hohen Einfluss auf das Modell auf und wird zudem schlecht vom gebildeten Modell erklärt. Die Ergebnisse der Bonituren zeigten, dass die genannte Parzelle die geringste Anzahl Pflanzen je Quadratmeter aller Parzellen aufwies. Die Parzelle wurde aus diesem Grunde als Ausreißer betrachtet und die PLS-Regression neu berechnet.

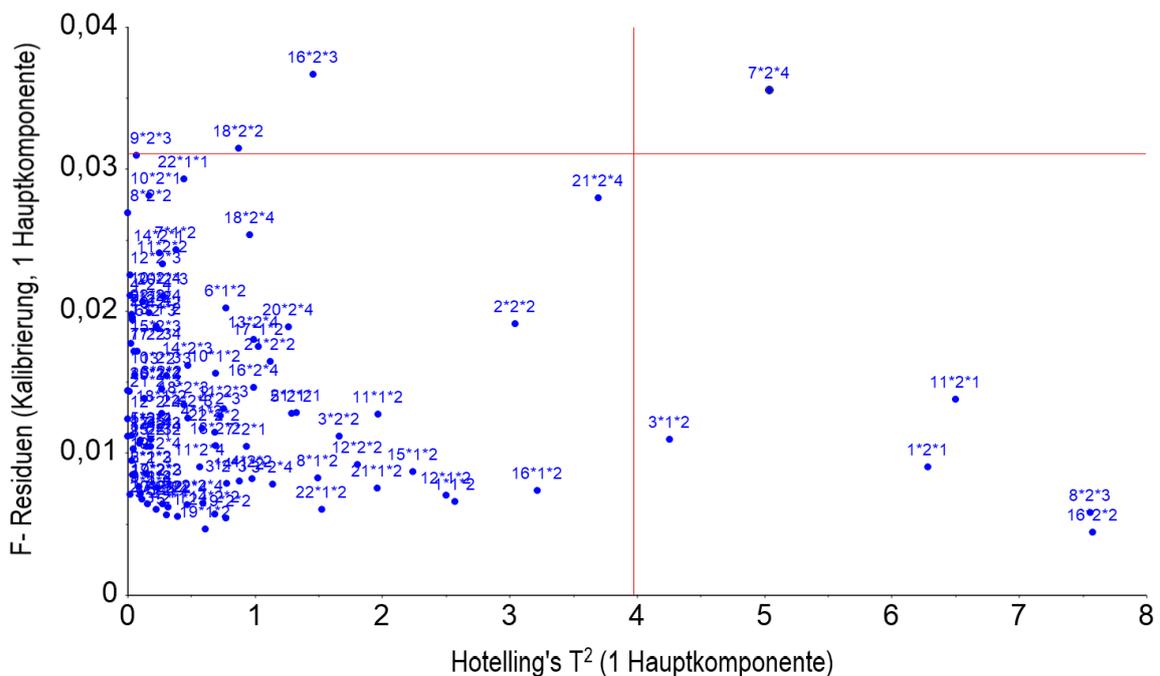


Abbildung 152: F-Residuen und Hotelling's T^2 -Statistik der 99 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterraps (kritische Grenze der Hotelling's T^2 -Statistik: 3,97789, kritische Grenze der F-Residuen: 0,03107).

Die erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten zeigt Abbildung 154. Mit einer Hauptkomponente werden im Rahmen der Kalibrierung 15 %, im Rahmen der Validierung 11 % der Varianz in Y erklärt.

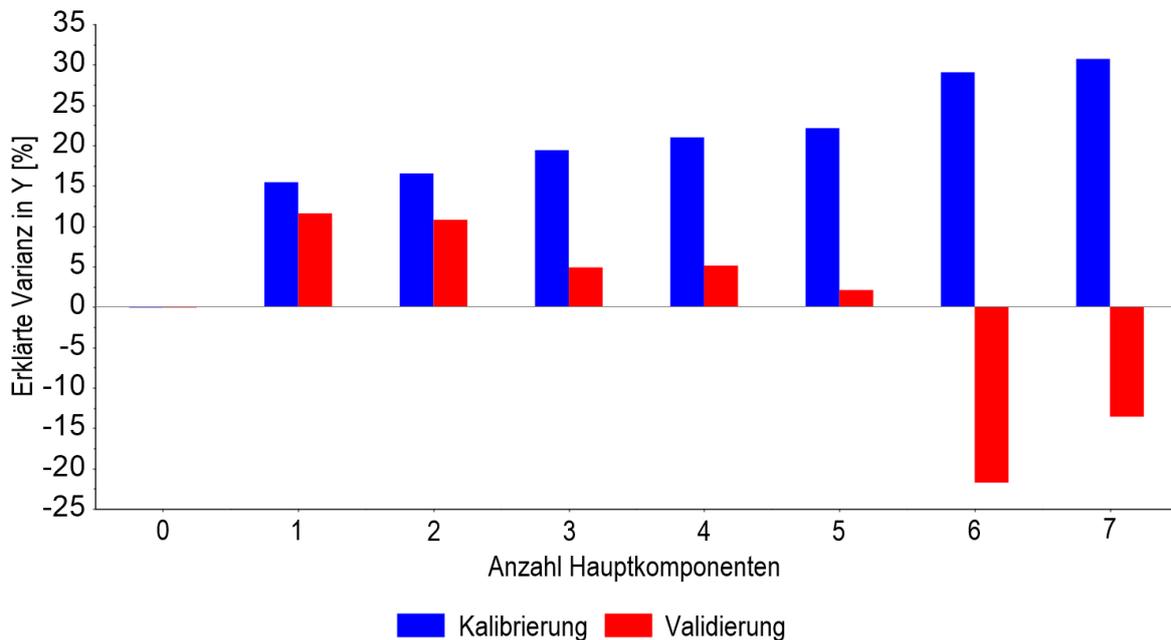


Abbildung 154: Erklärte Varianz in Y in Abhängigkeit von der Anzahl Hauptkomponenten nach Berechnung einer PLS-Regression.

Die Verteilung der Scorewerte in den ersten beiden Hauptkomponenten zeigt Abbildung 155. Die Parzellen wurden nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilt. Auf der Achse der ersten Hauptkomponente fällt die Trennung der Gruppe mit Parzellenerträgen zwischen 21,5 dt/ha und 25,675 dt/ha von der Gruppe mit Parzellenerträgen zwischen 34,025 dt/ha und 38,2 dt/ha ins Auge.

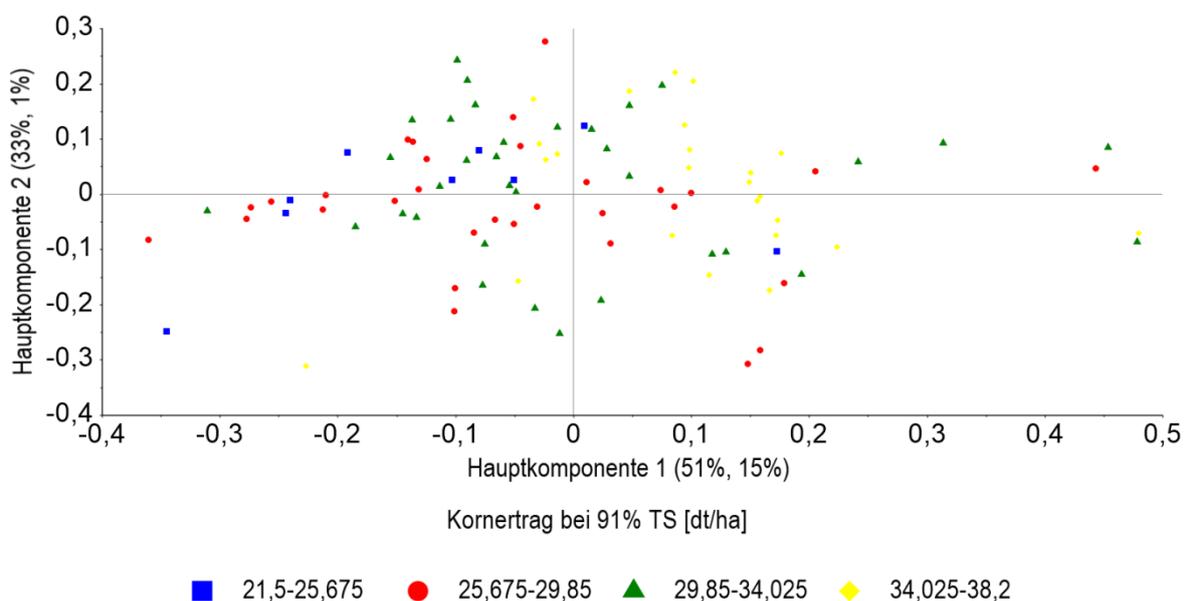


Abbildung 155: Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der 98 Parzellen des beflogenen Landessortenversuchs in Winterraps unter Hervorhebung der nach der Höhe ihrer Kornerträge in vier Gruppen unterteilten Parzellen nach Berechnung einer PLS-Regression.

Abbildung 156 zeigt, dass im Wellenlängenbereich von 475,5 nm bis 739,5 nm eine Vielzahl der Wellenlängen einen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell leistet. Im Wellenlängenbereich von 743,5 nm bis 947,5 nm hingegen leisten lediglich sieben Wellenlängen einen signifikanten Beitrag zum Modell.

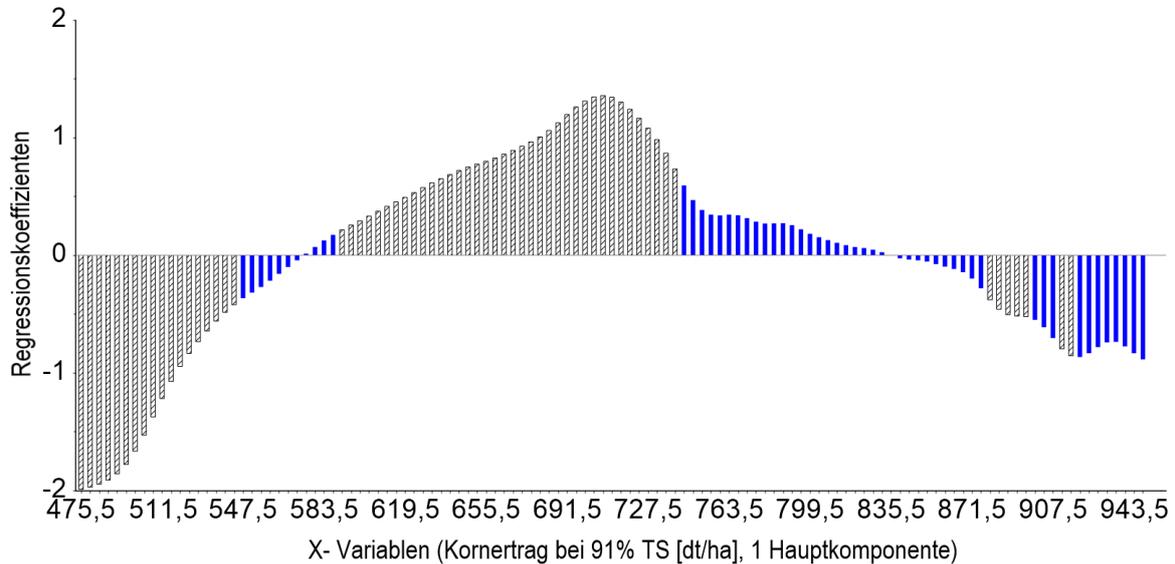


Abbildung 156: Einfluss der Wellenlängen auf das im Rahmen der PLS-Regression erstellte Modell im Bereich von 475,5 nm bis 947,5 nm.

Den Zusammenhang der geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornträge veranschaulicht Abbildung 157.

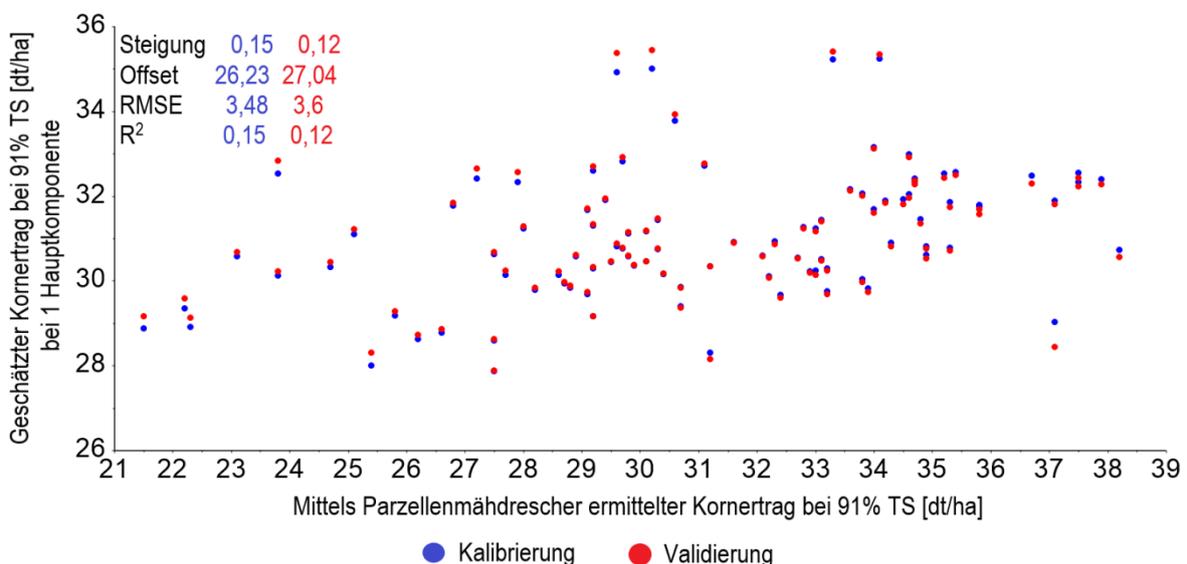


Abbildung 157: Zusammenhang der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornträge der Parzellen des Landesortenversuchs in Winterraps im Rahmen der Kalibrierung und der Validierung bei einer Hauptkomponente.

Einen Überblick über die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle gibt Tabelle 14.

Tabelle 14: Im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelte Maßzahlen zur Beurteilung der erstellten Kalibriermodelle.

Testsetvalidierung	Anzahl Hauptkomponenten	RMSEP	SEP	Bias	R ²	RPD-Wert
1	2	3,15	3,07	-0,9	0,14	1,24
2	1	3,56	3,59	0,52	0,2	1,06
3	1	3,67	3,47	-1,35	0,13	1,09
4	1	4,18	4,23	0,4	0	0,9
5	2	3,59	3,65	0,17	0,2	1,04
Mittelwert		3,63	3,6	-0,23	0,13	1,07
Standardabweichung		0,33	0,37	0,75	0,07	0,11

Die mithilfe des Bestimmtheitsmaßes R² ausgedrückten Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge der Parzellen des Winterapses und der berechneten Vegetationsindices sind in Tabelle 15 aufgetragen.

Tabelle 15: Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Kornerträge des Winterapses bei 91% TS und ausgewählter Vegetationsindices

R ²	NDVI	NDRE	GNDVI	SR	GCI	RECI
Mittels Parzellenmähdrescher ermittelte Kornerträge bei 91% TS [dt/ha]	0,12	0,13	0,13	0,15	0,15	0,15

5 Diskussion

Die Diskussion interpretiert zunächst die Resultate der explorativen Analysen der Datensätze der Wintergerste, des Winterweizens und des Winterrapses. Im Anschluss werden für jedes Boniturmerkmal die im Rahmen der Untersuchungen dieser Arbeit gewonnenen Resultate der Schätzung mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors interpretiert und in den wissenschaftlichen Kontext eingeordnet. Zudem werden für jedes der in den Untersuchungen dieser Arbeit betrachtete Merkmal Empfehlungen für künftige Forschungsansätze ausgesprochen.

5.1. Interpretation der Resultate der explorativen Analysen der Datensätze

Im Zuge der explorativen Analysen der Datensätze wurde der Einfluss der Wiederholungen, der Behandlungsstufen und der Sorteneigenschaften auf die Verläufe der Spektren der Wintergerste, des Winterweizens und des Winterrapses geprüft.

Wintergerste

Für die explorative Analyse des Datensatzes in der Wintergerste mithilfe einer Hauptkomponentenanalyse wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Sowohl im Rahmen der Kalibrierung als auch im Rahmen der Validierung werden mit zwei Hauptkomponenten 99 % der spektralen Varianz erklärt (vgl. Abbildung 30). Durch die erste Hauptkomponente werden bereits 88 %, durch die zweite Hauptkomponente 11 % der spektralen Varianz erklärt. Ein Großteil der spektralen Varianz wird somit durch die erste Hauptkomponente erklärt.

Abbildung 31 verdeutlicht, dass weder durch die erste noch durch die zweite Hauptkomponente eine Trennung der Parzellen nach der Zugehörigkeit zu der jeweiligen Wiederholung ermöglicht wird. Die kategoriale Variable „Wiederholung“ übt somit keinen Einfluss auf die Verläufe der Spektren aus. Hingegen zeigen die Abbildungen 31 und 32, dass sowohl durch die erste als auch durch die zweite Hauptkomponente eine Trennung der Parzellen nach ihrer Zugehörigkeit zu der jeweiligen Behandlungsstufe ermöglicht wird. Durch die Behandlung der Parzellen der behandelten Stufe mit Fungiziden und Wachstumsreglern waren diese zum einen nicht mit pilzlichen Schadern befallen und somit keinem Stress ausgesetzt und wiesen zum anderen bedingt durch den durch die Behandlung mit Wachstumsreglern hervorgerufenen Einkürzungseffekt im Mittel eine niedrigere Pflanzenlänge auf. Die spektralen Verläufe der Parzellen wurden somit durch die durch den Befall mit pilzlichen Schaderregern hervorgerufenen Stresssituationen der Pflanzen, durch deren Wuchslänge oder durch eine Kombination beider Faktoren beeinflusst. Die kategoriale Variable „Behandlungsstufe“ stellt somit die wich-

tigste spektrale Variation dar. Da sie sowohl durch die erste als auch durch die zweite Hauptkomponente erklärt wird enthält die kategoriale Variable „Behandlungsstufe“ zudem 99 % der Gesamtvarianz.

Da die Trennung der Parzellen nach ihrer Zugehörigkeit zu der jeweiligen Behandlungsstufe durch die erste und die zweite Hauptkomponente ermöglicht wird, üben auch die Loadings beider Hauptkomponenten einen Einfluss auf die Verläufe der Spektren aus. Die in Abbildung 35 abgetragenen Loadings der ersten Hauptkomponente zeigen, dass die kategoriale Variable „Behandlungsstufe“ das Spektrum insbesondere durch die abnehmende Reflexion im Wellenlängenbereich von etwa 715,5 nm bis 947,5 nm beeinflusst. Die Parzellen der nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Stufe sind vorwiegend auf der positiven Achse, die mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen vorwiegend auf der negativen Achse der ersten Hauptkomponente lokalisiert. Hervorgerufen durch die Kombination des Verlaufs der Loadings der ersten Hauptkomponente und die Verteilung der Parzellen auf der Achse der ersten Hauptkomponente reflektieren die nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Pflanzen der Parzellen der unbehandelten Stufe im Wellenlängenbereich von etwa 715,5 nm bis 947,5 nm und somit im nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums vergleichsweise wenig Licht. Die mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Pflanzen der Parzellen der behandelten Stufe hingegen weisen im nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums eine vergleichsweise hohe Reflexion auf.

Die in Abbildung 36 abgetragenen Loadings der zweiten Hauptkomponente verdeutlichen, dass diese Hauptkomponente vornehmlich durch die Zunahme der Reflexion im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis etwa 711,5 nm und somit in dem für das menschliche Auge sichtbaren Bereich des Lichts geprägt ist. Abbildung 32 verdeutlicht, dass die Parzellen der behandelten Stufe vorwiegend auf der negativen, die Parzellen der unbehandelten Stufe vorwiegend auf der positiven Achse der zweiten Hauptkomponente lokalisiert sind. Bedingt durch die Kombination des Verlaufs der Loadings der zweiten Hauptkomponente und der Verteilung der Parzellen auf der Achse der zweiten Hauptkomponente wird deutlich, dass die mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Pflanzen der Parzellen der behandelten Stufe im sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums eine vergleichsweise geringe Reflexion aufweisen. Die nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Pflanzen der Parzellen der unbehandelten Stufe hingegen reflektieren im sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums somit vergleichsweise viel Licht.

Die Abbildungen 33 und 34 verdeutlichen, dass sowohl die erste als auch die zweite Hauptkomponente eine Trennung der Parzellen einer jeweiligen Sorte ermöglicht. Wie Abbildung 34 zeigt wird die Trennung der Sorten jedoch durch den Einfluss der kategorialen Variable „Be-

handlungsstufe“ überlagert. Innerhalb der jeweiligen Behandlungsstufe zeigt das enge Nachbarschaftsverhältnis der beiden Parzellen der jeweiligen Sorte innerhalb des Scoreplots jedoch, dass sich die spektralen Signaturen und damit die spektralen Verläufe der beiden Parzellen der jeweiligen Sorte ähneln und somit eine Differenzierung zwischen den Sorten möglich ist. Neben der beispielsweise von BAUER & CIPRA (1973) und SCHMEDTMANN & CAMPAGNOLO (2015) vorgenommenen Klassifizierung von Kulturarten könnten spektrale Signaturen somit künftig auch für die Identifizierung von Sorten genutzt werden.

Winterweizen

Für die explorative Analyse des Datensatzes im Winterweizen mithilfe einer Hauptkomponentenanalyse wurde ebenfalls ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt. Mit zwei Hauptkomponenten werden sowohl im Rahmen der Kalibrierung als auch im Rahmen der Validierung 98 % der spektralen Varianz erklärt (vgl. Abbildung 70). Mit 95 % erklärt die erste Hauptkomponente hierbei nahezu die gesamte spektrale Varianz.

Wie bereits bei der explorativen Analyse des Datensatzes in der Wintergerste beobachtet übt die kategoriale Variable „Wiederholung“ keinen Einfluss auf die Verläufe der Spektren der Parzellen aus (vgl. Abbildung 71). Die im Datensatz der Wintergerste beobachtete Trennung der Parzellen nach der Behandlungsstufe auf der Achse der ersten und zweiten Hauptkomponente ist in diesem Falle nicht eindeutig zu beobachten. Im Datensatz des Winterweizens lässt sich die Frage, welcher Parameter die wichtigste spektrale Variation darstellt, somit nicht eindeutig beantworten. Es deutet sich lediglich ein leichter Trend an. So neigen die nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen dazu, sich auf der negativen Achse der ersten Hauptkomponente zu gruppieren. Bei den mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen hingegen deutet sich eine Gruppierung auf der positiven Achse der ersten Hauptkomponente an. Der Landessortenversuch im Winterweizen befand sich zum Zeitpunkt der Befliegung im BBCH-Stadium 69. Der Landessortenversuch in der Wintergerste hingegen wurde erst zum BBCH-Stadium 85 befliegen. Die durch den Befall mit pilzlichen Schaderregern und die Einkürzung der Parzellen mit Wachstumsreglern hervorgerufene Differenzierung der Parzellen zwischen den Behandlungsstufen war im Landessortenversuch Wintergerste durch die vergleichsweise späte Befliegung stärker ausgeprägt als im Landessortenversuch Winterweizen. Eine spätere Befliegung des Landessortenversuchs im Winterweizen hätte somit unter Umständen eine ausgeprägtere Bildung von Gruppen nach der kategorialen Variable „Behandlungsstufe“ zur Folge gehabt.

Die Abbildungen 72 und 73 zeigen, dass die Parzellen einer jeweiligen Sorte wie bereits bei der explorativen Analyse des Datensatzes der Wintergerste beobachtet ähnliche spektrale

Verläufe aufweisen. Die Differenzierung ist jedoch nicht so deutlich ausgeprägt wie im Datensatz der Wintergerste und nicht bei allen Sorten zu beobachten. Da die Unterschiede in der phänotypischen Ausprägung zwischen Sorten des Winterweizens verglichen mit denen bei Sorten der Wintergerste vergleichsweise schwach ausgeprägt sind, konnten bei den Parzellen des Winterweizens somit auch weniger Unterschiede in den spektralen Signaturen beobachtet werden.

Winterraps

Für die explorative Analyse des Datensatzes im Winterraps mithilfe einer Hauptkomponentenanalyse wurde ein Modell mit drei Hauptkomponenten gewählt. Sowohl im Rahmen der Kalibrierung als auch im Rahmen der Validierung werden mit drei Hauptkomponenten 99 % der spektralen Varianz erklärt (vgl. Abbildung 138). Hierbei erklärt die erste Hauptkomponente mit 85 % einen Großteil der spektralen Varianz. Durch die zweite Hauptkomponente werden weitere 13 % an spektraler Varianz erklärt.

Wie bereits in den explorativen Analysen der Datensätze in der Wintergerste und im Winterweizen beobachtet hat die kategoriale Variable „Wiederholung“ keinen Einfluss auf die Verläufe der Spektren (vgl. Abbildungen 139 und 140). Hingegen werden die Verläufe der Spektren, wie auch in den Datensätzen der Wintergerste und des Winterweizens, durch die kategoriale Variable „Behandlungsstufe“ beeinflusst. Die Abbildungen 141 und 142 zeigen, dass die Unterschiede zwischen den Parzellen der behandelten und den Parzellen der unbehandelten Stufe in diesem Falle von der zweiten Hauptkomponente erklärt werden. Wie auch im Datensatz des Winterweizens geht aus den Resultaten der explorativen Analyse des Datensatzes im Winterraps somit nicht hervor, welche Information durch die erste Hauptkomponente erklärt wird und somit die wichtigste spektrale Variation darstellt.

Die Parzellen der unbehandelten Stufe sind vorwiegend auf der negativen Achse, die Parzellen der behandelten Stufe vorwiegend auf der positiven Achse der zweiten Hauptkomponente lokalisiert. Aus der Kombination der in Abbildung 146 abgetragenen Loadings der zweiten Hauptkomponente und der Bildung von Gruppen nach der Behandlungsstufe auf der Achse der zweiten Hauptkomponente resultiert, dass die nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Pflanzen der Parzellen der unbehandelten Stufe im Wellenlängenbereich von 475,5 nm bis etwa 691,5 nm eine vergleichsweise niedrige Reflexion aufweisen. Die mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Pflanzen der Parzellen der behandelten Stufe hingegen reflektieren das Licht im genannten Wellenlängenbereich hingegen vergleichsweise stark.

Die Abbildungen 143 und 144 zeigen, dass eine Trennung der Parzellen nach der Sorte weder auf der Achse der ersten noch auf der Achse der zweiten Hauptkomponente möglich ist. Insbesondere im Winterraps können Unterschiede in der phänotypischen Ausprägung zwischen den jeweiligen Sorten kaum ausgemacht werden. Aus diesem Grunde sind auch im Hinblick auf die spektrale Signatur keine Unterschiede zwischen den Sorten festzustellen.

5.2. Schätzung der Bestandeshöhen und der Pflanzenlängen

5.2.1. Interpretation der gewonnenen Resultate

Die Bestandeshöhen der Parzellen der Wintergerste wurden am 05.06.2018 und somit einen Tag vor der Befliegung der Versuchsanlage bonitiert. Die zeitliche Diskrepanz zwischen der Bonitur und der Befliegung war somit gering. Eine Befliegung der Versuchsanlage am Tag der Bonitur war aufgrund widriger Witterungsverhältnisse nicht möglich. In der Zeit zwischen der Bonitur und der Befliegung war kein die Bestandeshöhen beeinflussendes Lager oder Wildschaden aufgetreten. Abbildung 19 zeigt, dass sich bei den in der Wintergerste ermittelten Bestandeshöhen aufgrund der vergleichsweise hohen Anzahl von Parzellen mit Bestandeshöhen im oberen Extrem zwischen 100 und etwa 108 cm keine Normalverteilung der Referenzwerte beobachten lässt. Für die spätere statistische Verrechnung mittels PLS-Regression hätte eine Normalverteilung der Referenzwerte eine bedeutende Grundlage dargestellt.

Die zeitliche Diskrepanz zwischen der Bonitur der Pflanzenlängen und der Befliegung des Landessortenversuchs im Winterweizen betrug eine Woche. Eine Befliegung des Landessortenversuchs Winterweizen am Tag der händischen Messung und in den darauffolgenden Tagen war aufgrund widriger Witterungsverhältnisse nicht möglich. Aus diesem Grunde wurden die im Rahmen der am 17.06.2020 vorgenommenen Befliegung generierten Daten für die Schätzung der Pflanzenlängen herangezogen. Im Zeitraum zwischen der Befliegung der Versuchsanlage und der Bonitur war kein die Pflanzenlänge beeinflussendes Lager aufgetreten. Somit konnte lediglich der natürliche Zuwachs in der Zeit zwischen Befliegung und Bonitur Auswirkungen auf die Schätzung der Pflanzenlängen haben. Abbildung 18 zeigt, dass die händisch gemessenen Pflanzenlängen normalverteilt sind. Diese Normalverteilung bildet eine gute Grundlage für die spätere multivariate Analyse.

Abbildung 37 a) verdeutlicht, dass zwischen der kategorialen Variable „Wiederholung“ und den in den Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste bonitierten Bestandeshöhen keine signifikante Beziehung besteht ($p = 0,221$). Zwischen der kategorialen Variable „Behandlungsstufe“ und den bonitierten Bestandeshöhen hingegen besteht eine signifikante Beziehung [$p < 0,001$; vgl. Abbildung 37 b)]. Auch im Landessortenversuch Winterweizen ist zwischen der kategorialen Variable „Wiederholung“ und den händisch ermittelten Pflanzenlängen keine sig-

nifikante Beziehung zu beobachten [$p = 0,39$; vgl. Abb. 86 a)]. Wie bereits im Landessortenversuch Wintergerste beobachtet besteht zwischen der kategorialen Variable „Behandlungsstufe“ und den händisch ermittelten Pflanzenlängen hingegen eine signifikante Beziehung [$p < 0,001$; vgl. Abb. 86 b)]. Die in den Parzellen der unbehandelten Stufe bonitierten Bestandeshöhen bzw. Pflanzenlängen waren im Mittel signifikant höher als die im Mittel in der behandelten Stufe gemessenen Bestandeshöhen bzw. Pflanzenlängen. Dieser signifikante Unterschied der Bestandeshöhen bzw. der Pflanzenlängen zwischen den Behandlungsstufen ist dem Einkürzungseffekt der in der jeweiligen behandelten Stufe applizierten Wachstumsregler zuzuschreiben.

Auch in dem in Abbildung 38 abgetragenen Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente fällt bei den Parzellen der Wintergerste die durch die kategoriale Variable „Behandlungsstufe“ hervorgerufene Gruppenbildung ins Auge. Innerhalb der Gruppe der nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen der Wintergerste ist eine Vielzahl der Parzellen mit den größten bonitierten Bestandeshöhen lokalisiert. Da diese Parzellen nicht mithilfe von Wachstumsreglern eingekürzt wurden konnten sie ihre genetisch veranlagte Wuchslänge gänzlich hervorbringen. Bei den Parzellen der übrigen drei nach ihrer Bestandeshöhe gebildeten Gruppen ist keine eindeutige Trennung erkennbar. Sie sind über den gesamten Scoreplot verteilt. Die Gruppenbildung nach der Behandlungsstufe stört die in diesem Fall interessierende Veränderung der Bestandeshöhen. Um den störenden Einfluss der kategorialen Variable „Behandlungsstufe“ idealerweise zu eliminieren wurden die Spektren transformiert. In dem in Abbildung 87 dargestellten Scoreplot der 108 Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen ist von vorneherein keine Trennung der nach ihrer Pflanzenlänge in vier Gruppen unterteilten Parzellen ersichtlich. Auch in diesem Falle wurde versucht anhand einer Transformation der Spektren eine Trennung herbeizuführen.

Die Abbildungen 40 und 41 verdeutlichen, dass die Transformation der Spektren der Parzellen der Wintergerste eine Trennung der Gruppe von Parzellen mit einer Bestandeshöhe von 62 cm bis 84,5 cm von der Gruppe von Parzellen mit einer Bestandeshöhe von 95,75 cm bis 107 cm herbeiführen konnte. Die Trennung wird durch die zweite Hauptkomponente ermöglicht. Diese trägt jedoch zu lediglich 11 % zur Erklärung der spektralen Varianz bei. Die Glättung der Spektren der Parzellen des Landessortenversuchs im Winterweizen hingegen konnte keine Trennung der vier nach ihrer Pflanzenlänge gebildeten Gruppen von Parzellen hervorbringen (vgl. Abb. 89).

Für die Schätzung der Bestandeshöhen im Landessortenversuch Wintergerste wurde ein PLS-Modell mit fünf Hauptkomponenten gewählt. Wie Abbildung 43 verdeutlicht hätte ein Modell mit mehr als fünf Hauptkomponenten im Rahmen der Kalibrierung verglichen mit dem gewähl-

ten Modell mit fünf Hauptkomponenten etwas mehr Varianz in Y erklärt. Im Rahmen der Validierung hätte die Wahl eines Modells mit mehr als fünf Hauptkomponenten jedoch nicht zu einem erhöhten Anteil erklärter Varianz in Y beigetragen. Für die Schätzung der Pflanzenlängen im Landessortenversuch Winterweizen wurde ein PLS-Modell mit sechs Hauptkomponenten gewählt. Die Wahl eines Modells mit mehr als sechs Hauptkomponenten würde im Rahmen der Kalibrierung zu einem leicht erhöhten Anteil erklärter Varianz in Y führen (vgl. Abbildung 91). Im Rahmen der Validierung hingegen würde durch die Wahl eines Modells mit mehr als sechs Hauptkomponenten verglichen mit einem Modell mit sechs Hauptkomponenten kein erhöhter Anteil an Varianz in Y erklärt.

Abbildung 44 verdeutlicht, dass eine Trennung der Gruppe von Parzellen mit einer Bestandeshöhe von 62 cm bis 73,25 cm von der Gruppe von Parzellen mit einer Bestandeshöhe von 95,75 cm bis 107 cm durch die zweite Hauptkomponente ermöglicht wird. Die Abbildung 45 bestätigt den Einfluss der zweiten Hauptkomponente auf die Trennung der Gruppen. Nach der Transformation der Spektren erklärt die zweite Hauptkomponente 21 % und somit mehr spektrale Varianz als vor der Transformation. Bezüglich der Trennung der nach der Bestandeshöhe gebildeten Gruppen von Parzellen wirkte sich die Transformation der Spektren somit positiv aus. Die Abbildungen 92, 93 und 94 zeigen, dass eine Trennung der nach der Bestandeshöhe gebildeten Gruppen von Parzellen im Landessortenversuch Winterweizen auch nach der Transformation der Spektren nicht beobachtet werden konnte.

Abbildung 46 zeigt, dass vereinzelte Wellenlängen im Wellenlängenbereich von 659,5 nm bis 947,5 nm einen signifikanten Beitrag zu dem für die Schätzung der Bestandeshöhe in Wintergerste erstellten Modell leisten. Auch zu dem für die Schätzung der Pflanzenlänge in Winterweizen erstellten Modell leisten vereinzelte Wellenlängenbereiche einen signifikanten Beitrag (vgl. Abbildung 95). Sowohl in dem für die Schätzung der Bestandeshöhen, als auch in dem für die Schätzung der Pflanzenlängen erstellten Modell, lässt sich bezüglich der Identifizierung signifikant beitragender Wellenlängen kein eindeutiger Trend ableiten.

Wie Abbildung 47 zeigt, beträgt das Bestimmtheitsmaß der Schätzung der Bestandeshöhen im Rahmen der Kalibrierung 0,56 bei einem RMSE von 6,89 cm. Im Rahmen der Validierung fällt das Bestimmtheitsmaß mit 0,43 etwas geringer aus. Der RMSE hingegen steigt im Vergleich zur Kalibrierung auf 7,95 cm an. Auffällig ist, dass die händisch gemessene Bestandeshöhe im Bereich von 60 cm bis etwa 90 cm sowohl bei der Kalibrierung als auch bei der Validierung tendenziell überschätzt wird. Im Rahmen der Validierung werden die händisch gemessenen Bestandeshöhen etwa bis zu einer händisch gemessenen Bestandeshöhe von 78,5 cm hierbei deutlicher überschätzt als im Rahmen der Kalibrierung. Etwa ab einer händisch gemessenen Bestandeshöhe von 97,5 cm werden die händisch gemessenen Werte sowohl bei der Kalibrierung als auch bei der Validierung hingegen unterschätzt, wobei der Differenzbetrag

zwischen Kalibrierung und Validierung geringer ist als im Bereich händisch gemessener Bestandeshöhen von 60 cm bis etwa 78,5 cm. Auch bei der Schätzung der Pflanzenlängen im Landessortenversuch Winterweizen lässt sich bei einem Vergleich der Resultate der Kalibrierung und der Validierung eine Abnahme des Bestimmtheitsmaßes von 0,32 im Rahmen der Kalibrierung auf 0,12 im Rahmen der Validierung beobachten (vgl. Abbildung 96). Die Differenz des im Zuge der Kalibrierung und der Validierung ermittelten Bestimmtheitsmaßes ist größer als bei der Schätzung der Bestandeshöhen in der Wintergerste, was auf ein weniger robustes und weniger zuverlässiges Modell bei der Schätzung der Pflanzenlängen im Winterweizen schließen lässt.

Die in den fünf Testsetvalidierungen und in Tabelle 2 aufgeführten RMSEP schwanken zwischen 7,23 cm und 8,98 cm und liegen bei lediglich drei der insgesamt fünf Testsetvalidierungen unterhalb des im Zusammenhang mit der Kreuzvalidierung ermittelten RMSECV von 7,95 cm. Der Bias als Mittelwert der Residuen schwankt zwischen -2,74 und 1,69. Das Ausmaß der Schwankung der Werte verdeutlicht, dass die händisch ermittelten Bestandeshöhen je nach Testsetvalidierung im Mittel überschätzt oder unterschätzt werden. Das Bestimmtheitsmaß schwankt zwischen 0,15 und 0,43 und erreicht bei lediglich einer der fünf Testsetvalidierungen das Niveau des in der Kreuzvalidierung ermittelten Bestimmtheitsmaßes von 0,43. Die errechneten RPD-Werte schwanken zwischen 1,14 und 1,53, was nach WILLIAMS (2014) für eine vergleichsweise schwache Klassifizierungsqualität spricht. Die im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit angewandte Methodik zur Schätzung der Bestandeshöhen würde demnach nicht empfohlen.

Die mitunter deutliche Schwankung des RMSEP, des SEP, des Bias und des Bestimmtheitsmaßes der vorgenommenen Testsetvalidierungen untermauert, dass eine zuverlässige Schätzung von Bestandeshöhen in der Wintergerste mithilfe mittels PLS-Regression aufgestellter Schätzmodelle nicht möglich ist. Tabelle 6 verdeutlicht, dass auch die fünf zur Beurteilung der aufgestellten Kalibriermodelle durchgeführten Testsetvalidierungen starken Schwankungen unterliegen. So schwankt der RMSEP zwischen 5,62 cm und 7,39 cm, der SEP zwischen 5,67 cm und 7,5 cm, der Bias zwischen -0,32 und 2,18 und das Bestimmtheitsmaß zwischen 0,22 und 0,38. In einer der fünf Testsetvalidierungen konnte kein Bestimmtheitsmaß angegeben werden. Die RPD-Werte schwanken zwischen 0,97 und 1,29. Nach WILLIAMS (2014) würden die im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit angewandten Verfahren somit auch zur Schätzung der Pflanzenlänge in Winterweizen nicht empfohlen. Die Schwankungen der in den Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der für die Schätzung der Pflanzenlängen erstellten Kalibriermodelle verdeutlichen zudem, dass auch eine zuverlässige Schätzung von Pflanzenlängen im Winterweizen mithilfe von mittels PLS-Regression erstellten Kalibriermodellen nicht möglich ist.

5.2.2. Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext

In Studien, die sich mit der Schätzung der Wuchslänge von Pflanzen beschäftigten, kamen bis dato unterschiedliche Kamera- und Sensorsysteme zum Einsatz, die sowohl mit Luftplattformen als auch mit terrestrischen Plattformen kombiniert wurden. BENDIG et al. (2013) untersuchten, ob mittels einer an einem UAV montierten RGB-Kamera eine zuverlässige Schätzung von Pflanzenlängen in Parzellen der Wintergerste möglich ist. Die Autoren generierten multitemporale Oberflächenmodelle, mithilfe derer eine Schätzung der Pflanzenlängen vorgenommen wurde. Zunächst wurde mithilfe von Aufnahmen des unbewachsenen Erdbodens ein so genanntes Bodennullmodell generiert. Die insgesamt 32 Parzellen der Wintergerste wurden im Anschluss zu unterschiedlichen Terminen befliegen und mithilfe des Structure-from-motion-Algorithmus die multitemporalen Oberflächenmodelle mit einer Auflösung von 6 mm je Pixel erzeugt. Die Schätzung der Pflanzenlänge erfolgte mithilfe einer GIS-Plattform, indem die Daten des Bodennullmodells von den Daten des jeweiligen Oberflächenmodells subtrahiert wurden. Das die Korrelation zwischen den mittels UAV geschätzten und den händisch ermittelten Pflanzenlängen beschreibende R^2 lag im Mittel über drei Befliegungen und somit für 96 Parzellen bei 0,69.

Einen ähnlichen Weg wie BENDIG et al. (2013) wählten HOLMAN et al. (2016). Die Autoren nutzten eine an einem UAV verbaute RGB-Kamera um in den Erhebungsjahren 2014 und 2015 Pflanzenlängen in Parzellen des Winterweizens zu ermitteln. Die Autoren wählten Flughöhen von 40 m und 90 m und konnten auf diese Weise eine Bodenauflösung von 1 cm/Pixel respektive 2 cm/Pixel erzielen. Die generierten Aufnahmen wurden ebenfalls mittels Structure-from-Motion zu einem Oberflächenmodell zusammengesetzt. Um das für die Berechnung der Pflanzenlängen benötigte Bodennullmodell zu generieren extrapolierten die Autoren zum einen Informationen aus den zwischen den Parzellen lokalisierten Wegpunkten, zum anderen wurde das Bodennullmodell mithilfe von Aufnahmen zusammengesetzt, die unmittelbar nach der Ernte des Weizens, aber vor der wendenden Bodenbearbeitung generiert wurden. Im Erhebungsjahr 2014 konnte der engste Zusammenhang zwischen den mittels Drohne geschätzten und den mittels Zollstock gemessenen Pflanzenlängen bei einer Flughöhe von 40 m ermittelt werden ($R^2 = 0,99$). Das Bodennullmodell wurde in diesem Falle gebildet indem die Informationen der zwischen den Parzellen lokalisierten Wegpunkte ermittelt und im Anschluss extrapoliert wurden. Zudem ermittelten die Autoren im Jahr 2014 den Zusammenhang zwischen mittels terrestrischem Laserscan und mittels Zollstock ermittelten Pflanzenlängen und konnten vielversprechende Resultate erzielen ($R^2 = 0,97$). Die im Erhebungsjahr 2015 durchgeführten Untersuchungen bestätigten den bereits im Vorjahr ermittelten engen Zusammenhang zwischen den mittels Drohne und mittels Zollstock ermittelten Pflanzenlängen. Das beste Resultat konnte im Rahmen von im Juni 2015 durchgeführten Messungen erreicht werden

($R^2 = 0,93$; RMSE = 0,036 m). Auch in diesem Falle wurde das Bodennullmodell gebildet, indem die Informationen der zwischen den Parzellen lokalisierten Wegpunkte ermittelt und im Anschluss extrapoliert wurden. Die Nutzung eines nach der Ernte des Weizens generierten Bodennullmodells brachte zwar einen leicht besseren Zusammenhang hervor ($R^2 = 0,95$), jedoch betrug der RMSE in diesem Falle 0,055 m.

Auch AASEN et al. (2015) nahmen Schätzungen der Pflanzenlänge in Parzellen der Wintergerste mithilfe eines UAV vor und nutzten den auch in den Untersuchungen dieser Arbeit verwendeten bildgebenden Hyperspektralsensor „UHD 185 Firefly“ des Unternehmens Cubert. Mithilfe der Hyperspektralaufnahmen wurde wie auch in der Studie von BENDIG et al. (2013) sowohl ein Bodennullmodell als auch ein Geländemodell generiert. Im Gegensatz zu BENDIG et al. (2013) wurde das Bildmaterial für die Generierung des Bodennullmodells nicht vor Beginn der Versuchstätigkeiten generiert. Stattdessen wurden in den unbewachsenen Zwischenwegen der Versuchsanlage Wegpunkte markiert, die Koordinaten und die Höheninformationen ausgelesen und die Höhenangaben der Koordinatenpunkte über die gesamte Versuchsfläche interpoliert. Die Ausgabe der Pflanzenlängen erfolgte wie auch bei BENDIG et al. (2013) durch Subtraktion der Informationen des Bodennullmodells von den Informationen des Oberflächenmodells. Die mittels bildgebendem Hyperspektralsensor geschätzten und die händisch ermittelten Pflanzenlängen korrelierten mit $R^2 = 0,7$ (AASEN et al. 2015).

BARMEIER et al. (2016) nutzten Ultraschall- und Lasersensoren, um Pflanzenlängen in unterschiedlichen Genotypen der Gerste zu ermitteln. Die Sensoren waren an einer mobilen Phänotypisierungsplattform angebracht. Je Parzelle wurde ein Mittelwert sämtlicher von den Sensoren gelieferter Werte berechnet. Um zudem weitere Informationen über diejenigen Teilflächen der Parzellen zu erhalten, in denen die höchsten Pflanzenlängen gemessen wurden, wurde je Parzelle ergänzend der Mittelwert der fünf höchsten von den Sensoren gemessenen Pflanzenlängen berechnet. Die Referenzmessungen wurden mithilfe eines Herbometers vorgenommen. Im Jahr 2013 wurden die Messungen an insgesamt 30 Genotypen der Sommergerste durchgeführt. Die Mittelwerte der Ultraschallmessungen je Parzelle und die Referenzdaten korrelierten mit $R^2 = 0,59$. Die Mittelwerte der höchsten mittels Ultraschall gemessenen Pflanzenlängen und die Referenzdaten korrelierten mit $R^2 = 0,64$. Zwischen den Lasermessungen und den Referenzdaten ergab sich ein schwächerer Zusammenhang. Die Mittelwerte der mittels Lasersensor gemessenen Pflanzenlängen und die Referenzdaten korrelierten mit $R^2 = 0,3$. Die Mittelwerte der höchsten mittels Lasersensor gemessenen Pflanzenlängen und die Referenzdaten korrelierten mit $R^2 = 0,37$. Vielversprechendere Resultate ergaben sich in den Jahren 2014 und 2015 in Untersuchungen an Genotypen der Wintergerste. Das den Zusammenhang zwischen den mittels Ultraschall gemessenen Pflanzenlängen und den Referenzmessungen beschreibende R^2 schwankte zwischen 0,76 im Jahr 2014 und 0,83 im Jahr

2015. Das vielversprechendste Resultat bei den mittels Lasersensor vorgenommenen Untersuchungen konnte im Jahr 2014 erreicht werden ($R^2 = 0,66$).

5.2.3. Empfehlungen für künftige Forschungsansätze

Um Pflanzenlängen in Getreidebeständen zu ermitteln wurden in der Literatur bis dato unterschiedliche Herangehensweisen gewählt. Die Untersuchungen von BARMEIER et al. (2016) zeigen, dass eine zuverlässige Ermittlung von Pflanzenlängen bereits mithilfe terrestrischer Distanzsensoren möglich ist. Verglichen mit der Schätzung der Bestandeshöhen bzw. der Pflanzenlängen mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors konnten die Autoren bedeutend bessere Resultate erzielen.

BARMEIER et al. (2016) betonen, dass sich beim Einsatz industrieller Distanzmesssysteme insbesondere bezüglich der Einsparung von Kosten und der Auslastung klare Vorteile ergeben. Sofern die Systeme an einer Maschine verbaut sind, die ohnehin für die Erledigung bestimmter Tätigkeiten wie für die Ausbringung von Dünge- und Pflanzenschutzmitteln genutzt wird, kann die Längenmessung mit diesen Tätigkeiten kombiniert und somit durch lediglich eine Person vorgenommen werden. Auch eine Kombination aus Distanzmessgerät und Erntemaschine käme für weitere Untersuchungen in Betracht. Die Längenmessungen könnten somit unmittelbar vor der Beerntung der jeweiligen Versuchsparzelle vorgenommen und hierdurch ein Arbeitsschritt eingespart werden. Jedoch besteht insbesondere im Getreide in dem Zeitfenster zwischen der Blüte und dem Ernteprozess die Gefahr des Eintretens von Lager. Eine die bestehenden Sortenunterschiede herausarbeitende Längenmessung wäre in diesem Falle nicht möglich. In Parzellenversuchen in Silo- und Körnermais hingegen böte sich eine Kombination aus Erntemaschine und Distanzmessgerät aufgrund der vergleichsweise geringen Lagergefahr an und könnte die zeit- und personalaufwendige Wuchslängenmessung in diesen Kulturen mit dem Ernteprozess kombinieren.

Die Resultate der Untersuchungen von BENDIG et al. (2013) und HOLMAN et al. (2016) verdeutlichen, dass die Schätzung von Pflanzenlängen zudem bereits mit vergleichsweise kostengünstiger RGB-Kameratechnik möglich ist. Mithilfe der in den Studien eingesetzten RGB-Kameras konnten deutlich bessere Schätzresultate erzielt werden als im Rahmen der Schätzung mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors. Bei Verwendung einer klassischen RGB-Kamera fällt verglichen mit der Nutzung eines bildgebenden Hyperspektralsensors bedeutend weniger Datenmaterial an, das somit zudem schneller zu verarbeiten ist. Auch die Speicherung der anfallenden Datenmengen ist bei Verwendung einer klassischen RGB-Kamera deutlich unkomplizierter als bei Sensoren, die große Datenmengen liefern. Aus den genannten Gründen sollten künftige Untersuchungen, die sich mit der Schätzung von Pflanzenlängen beschäftigen, mithilfe von RGB-Kameras durchgeführt werden.

Die Studien von HOLMAN et al. (2016), BENDIG et al. (2013) und AASEN et al. (2015) verdeutlichen, dass UAV bei der Schätzung von Pflanzenlängen ein probates Hilfsmittel darstellen. Für die Nutzung von UAV spricht in diesem Zusammenhang insbesondere die hohe Flächenleistung, die mit einer terrestrischen Phänotypisierungsplattform nicht erreicht werden kann. Die Verarbeitung des im Rahmen der Befliegungen generierten Bildmaterials mithilfe von Structure-from-Motion erwies sich in den genannten Studien als geeignet um die für die Berechnung der Pflanzenlängen benötigten Oberflächen- und Bodennullmodelle zu generieren. Künftige Studien sollten sich daher mit der weiteren Verfeinerung des Einsatzes von UAV als Transportmedium beschäftigen. Der Fokus der Untersuchungen sollte in diesem Zusammenhang insbesondere auf den Auswirkungen der jeweils gewählten Bodenauflösung und den Auswirkungen der mitunter spezifischen Einstellungen bei der Rekonstruktion der Oberflächen- und Bodennullmodelle auf die Genauigkeit der Schätzung liegen.

Die als Referenzwerte dienenden Pflanzenlängen im Landessortenversuch Winterweizen wurden am 24.06.2020 von Hand gemessen. Zu diesem Zeitpunkt befand sich der Bestand im Mittel in BBCH 75. Die Bonitur erfolgte gemäß den Vorgaben der vom Bundessortenamt herausgegebenen Richtlinien zur Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen. Gemäß den Richtlinien soll die Bonitur der Pflanzenlänge erfolgen wenn kein Zuwachs mehr zu erwarten ist. Als frühestes Entwicklungsstadium für die Bonitur wird das BBCH-Stadium 70 vorgeschlagen (BUNDESSORTENAMT 2000). Um eine den Vorgaben der Richtlinien zur Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen entsprechende Bonitur der Pflanzenlänge in Wintergerste durchzuführen müssen die Ähren aufgrund der ab dem BBCH-Stadium 70 einsetzenden Neigung für die Messung aufgerichtet werden. Die Länge der jeweiligen Ähre kann aufgrund ihrer Neigung mithilfe von Kameras und Sensoren jedoch nicht erfasst werden, wodurch eine Erfassung der Pflanzenlänge in Wintergerste mithilfe von Distanzsensoren und RGB-Kameras nicht möglich ist. Die in der Wintergerste von Hand gemessenen Pflanzenlängen können somit nicht als Referenzwerte herangezogen werden.

Aus diesem Grunde und um eine Vergleichsbasis mit den im Winterweizen ermittelten Pflanzenlängen zu schaffen wurden im Landessortenversuch Wintergerste stattdessen die Bestandeshöhen ermittelt, indem die Ähren nicht aufgerichtet wurden. Die Bestandeshöhen im Landessortenversuch Wintergerste wurden am 05.06.2018 von Hand ermittelt. Der Bestand befand sich zu diesem Zeitpunkt im Mittel in BBCH 85. Um die Sorten der Wintergerste hinsichtlich der Ausprägung ihrer Pflanzenlängen in späten Wachstumsstadien beschreiben zu können ist eine Ermittlung der Bestandeshöhe aufgrund der Nichtbeachtung der Länge der Ähre jedoch kritisch zu sehen. Alternativ böte sich eine Bonitur zum Ende der Blüte des Bestandes

an. Die Ähren wären zu diesem Zeitpunkt noch nicht geneigt und eine Erfassung der Pflanzenlänge mithilfe von Distanzsensoren und RGB-Kameras einfacherer möglich. Jedoch ist insbesondere in der Wintergerste ein weiterer Zuwachs nach BBCH 69 nicht auszuschließen. Die Vorgaben der Richtlinien zur Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen wären somit nicht beachtet und die Beurteilung der Sorten hinsichtlich ihrer Pflanzenlänge somit verfälscht. Zudem unterscheiden sich die Zeitpunkte des Ährenschiebens zwischen den Sorten der Wintergerste zum Teil erheblich. Insbesondere in Sortenversuchen in der Wintergerste sollte für die Erfassung der Pflanzenlänge mithilfe von Distanzsensoren und/ oder RGB-Kameras ein Zeitpunkt gewählt werden, der einen Kompromiss aus dem Abschluss des Schiebens der Ähren und einer noch aufrechten Stellung der Ähren bildet.

5.3. Schätzung der Bestandesdichte

5.3.1. Interpretation der gewonnenen Resultate

Die händische Bonitur der Bestandesdichte in Form der Anzahl Ähren je Quadratmeter im Landessortenversuch Winterweizen wurde am 16.06.2020 und somit einen Tag vor der Befliegung der Versuchsanlage vorgenommen. Eine Befliegung der Versuchsanlage am Tag der Bonitur war aufgrund widriger Witterungsverhältnisse nicht möglich. In der Zeit zwischen der Bonitur und der Befliegung waren keine die Bestandesdichte beeinflussenden Ereignisse wie beispielsweise Extremniederschläge oder Wildschaden aufgetreten. Abbildung 17 zeigt, dass die händisch ermittelten Bestandesdichten normalverteilt sind. Diese Normalverteilung bildet gute Voraussetzungen für die spätere multivariate Analyse.

Die kategorialen Variablen „Wiederholung“ und „Behandlungsstufe“ übten keinen signifikanten Einfluss auf die bonitierten Bestandesdichten aus [vgl. Abbildung 76 a) und b)]. Somit unterschied sich die Anzahl Ähren je Quadratmeter weder die Wiederholungen übergreifend noch die Behandlungsstufen übergreifend. Die Behandlung der Parzellen mit Fungiziden und Wachstumsreglern beeinflusste die Bestandesdichte gegenüber den nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen somit nicht signifikant. Einflüsse der genannten kategorialen Variablen auf die Resultate der PLS-Regression können somit ausgeschlossen werden. Abbildung 77 verdeutlicht, dass sich nach der Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse mit den untransformierten Spektren hinsichtlich der Bestandesdichte auf der Achse der ersten und zweiten Hauptkomponente keine Bildung von Gruppen beobachten lässt. Auch nach der Transformation der Spektren kristallisiert sich keine Trennung der nach der Bestandesdichte gebildeten Gruppen auf der Achse der ersten und zweiten Hauptkomponente heraus (vgl. Abb. 79). Diese nicht zu beobachtende Trennung der Gruppen bildet kein gutes Vorzeichen für die spätere Erstellung eines Kalibriermodells.

Abbildung 82 verdeutlicht, dass die Wahl eines Modells mit zwei oder mehr Hauptkomponenten im Rahmen der Kalibrierung den Anteil der erklärten Varianz zwar leicht ansteigen ließe. Im Rahmen der Validierung würde mithilfe eines Modells mit zwei oder mehr Hauptkomponenten jedoch nicht bedeutend mehr Varianz in Y erklärt. Aus diesem Grunde wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt. Abbildung 83 zeigt, dass sowohl auf der Achse der ersten als auch auf der Achse der zweiten Hauptkomponente auch nach der Berechnung der PLS-Regression keine Trennung der nach der Bestandesdichte gebildeten Gruppen beobachtet werden kann. Abbildung 84 verdeutlicht, dass vorwiegend im nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierte Wellenlängen einen signifikanten Beitrag zum erstellten Modell leisten.

Zwischen der mittels PLS-Regression geschätzten und der händisch ermittelten Anzahl Ähren je Quadratmeter besteht kein Zusammenhang. Im Rahmen der Kalibrierung werden 7 %, im Rahmen der Validierung lediglich 3 % der Varianz der händisch ermittelten Anzahl Ähren je Quadratmeter durch die Spektren erklärt (vgl. Abbildung 85). Die in Tabelle 5 abgetragenen Resultate der fünf Testsetvalidierungen verdeutlichen, dass eine zuverlässige Schätzung der Bestandesdichte mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors nicht möglich ist. Bei drei der fünf Testsetvalidierungen konnte kein Bestimmtheitsmaß angegeben werden. Bei den beiden verbleibenden Testsetvalidierungen wurden lediglich 6 % bzw. 3 % der Varianz der geschätzten Anzahl Ähren je Quadratmeter durch die aufgezeichneten Spektren erklärt. Die ermittelten RPD-Werte schwanken zwischen 0,94 und 1,15. Nach WILLIAMS (2014) würde eine Schätzung der Bestandesdichte mithilfe der im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit angewandten Methodik somit nicht empfohlen.

5.3.2. Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext

Um die Ährenzahl in Parzellen der Sommergerste zu quantifizieren nutzten WILKE et al. (2018) eine an einem UAV als Trägerplattform montierte RGB-Kamera. Die Autoren wählten in ihren Untersuchungen eine Flughöhe von 10 m und konnten auf diese Weise eine Bodenauflösung von 0,23 cm/Pixel realisieren. Die Erfassung der Ähren erfolgte sowohl in einem Orthomosaik als auch auf RGB-Einzelaufnahmen. Für die Rekonstruktion des Orthomosaiks wurde wie auch in den Untersuchungen dieser Arbeit die Software Agisoft Photoscan Professional eingesetzt. Die Ähren wurden sowohl auf den RGB-Einzelaufnahmen als auch im Orthomosaik mithilfe von Schnüren vordefinierten Quadratmeter manuell mithilfe der Bildverarbeitungssoftware ImageJ gezählt. Auf diese Weise konnten die Autoren im Orthomosaik etwa jede vierte und auf den RGB-Einzelbildern etwa jede zweite Ähre erfassen. Die Autoren stellten fest, dass bei gegebenen Voraussetzungen (durch Wind geneigte Ähren) im Rahmen einer Zählung zum BBCH-Stadium 61 aufgrund des dann guten Farbkontrasts zwischen Ähre und

Restpflanze die vielversprechendsten Resultate erzielt werden konnten. Insbesondere überlagernde Einflüsse durch die Grannen konnten zu diesem Entwicklungsstadium nahezu ausgeschlossen werden.

Um die Anzahl aufgelaufener Maispflanzen zu bestimmen wurde auch in der Studie von GNÄDINGER und SCHMIDHALTER (2017) eine an einem UAV montierte RGB-Kamera eingesetzt. Für die Zählung der Maispflanzen wählten die Autoren das BBCH-Stadium 13-15 und konnten sich für die Zählung auf diese Weise die Farbunterschiede zwischen den jungen und den älteren Blättern der Maispflanzen zu Nutze machen. Um die Anzahl aufgelaufener Maispflanzen zu bestimmen erweiterten die Autoren die in den RGB-Aufnahmen vorgefundenen Farbunterschiede um den Kontrast der Bildaufnahmen durch eine Streckung der in den Aufnahmen enthaltenen Intensitätswerte zu verbessern. Die in den RGB-Aufnahmen abgebildeten Parzellen wurden zuvor mithilfe der Software Adobe Photoshop passgerecht ausgeschnitten. Der Kontrast wurde im Anschluss mithilfe einer komplexen Befehlsfolge in der Software MATLAB (Mathworks, Natick, MA, USA) verbessert. Zwischen der händisch ermittelten und der mittels UAV-Bildaufnahmen ermittelten Anzahl aufgelaufener Maispflanzen konnte ein enger Zusammenhang festgestellt werden ($R^2 = 0,89$).

COINTAULT et al. (2008) verwendeten eine an einem Stativ befestigte RGB-Kamera um Ähren des Winterweizens zu detektieren. Der Abstand zwischen Kamera und Bestand betrug 0,85 m. Auf diese Weise konnte eine Fläche von 0,25 m² analysiert werden. Die generierten Aufnahmen wurden mithilfe von Methoden der Farb- und Texturbildanalyse vorprozessiert. Im Anschluss wurden die Bilder mithilfe klassischer Methoden der Bildsegmentierung und Bildklassifizierung weiterverarbeitet. Im Rahmen der Weiterverarbeitung ließen die Autoren auch morphologische Informationen über Weizenähren einfließen. Verglichen mit der auf den Bildaufnahmen durchgeführten manuellen Zählung konnten die Autoren Schätzgenauigkeiten zwischen 73 % und 85 % erreichen.

In der Studie von FERNANDEZ-GALLEGO et al. (2018) wurde ebenfalls eine RGB-Kamera verwendet um die Ährenanzahl in Weizen zu bestimmen. Um die Aufnahmen zu generieren wurde die Kamera von Hand geführt. Im Moment der Aufnahme wurde die Kamera einen Meter über den Bestand gehalten und die Mitte der jeweiligen Parzelle fokussiert. Die RGB- Einzelbilder wurden zunächst mithilfe unterschiedlicher Filter bearbeitet. Die auf diese Weise segmentierten Bereiche maximaler Pixelwerte repräsentierten schlussendlich die Ähren. Mithilfe der Software ImageJ konnten die genannten Bereiche gezählt und auf diese Weise die Ähren quantifiziert werden. Der engste Zusammenhang zwischen der manuell ermittelten und der mittels Algorithmus ermittelten Ährenanzahl kristallisierte sich zum Zeitpunkt der späten Kornfüllung heraus ($R^2 = 0,75$; $p < 0,0001$).

Auch MADEC et al. (2019) schätzten die Ährenanzahl in Weizen mithilfe einer RGB-Kamera, die mithilfe eines Auslegers in einer Höhe von 2,9 m über der Erdoberfläche fixiert wurde. Aufgrund unterschiedlicher Brennweiten der Kamera konnten Bodenauflösungen zwischen 0,01 cm/Pixel und 0,016 cm/Pixel erreicht werden. Die Aufnahmen wurden in der Nadir-Perspektive generiert. Für die Erkennung und Quantifizierung der Ähren nutzten die Autoren ein künstliches neuronales Netzwerk. Um die angewandte Methode zu validieren wurden unmittelbar nach dem Abschluss der Blüte Referenzwerte unter Feldbedingungen von Hand ermittelt. Der engste Zusammenhang zwischen der von Hand ermittelten und der geschätzten Ährendichte konnte mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,7 ermittelt werden.

JIN et al. (2019) wählten eine RGB-Kamera um die nach der Ernte verbliebenen Getreidestoppeln zu zählen. Auf diese Weise konnten zum einen die Bestandesdichte ermittelt und Rückschlüsse über die Menge an oberirdischer Biomasse gezogen werden. Die Autoren wählten für die Erfassung der Getreidestoppeln Bodenauflösungen von 0,12 mm/Pixel und 0,18 mm/Pixel. Um die Anzahl der auf den RGB-Aufnahmen abgebildeten Stoppeln zu erfassen nutzen die Autoren ein künstliches neuronales Netzwerk und konnten hohe Schätzgenauigkeiten erreichen. Die mithilfe des künstlichen neuronalen Netzwerks ermittelte Dichte der Getreidestoppeln und die von Hand ermittelte Ährendichte wiesen eine enge Korrelation auf. Mithilfe die Dichte der Getreidestoppeln können somit präzise Rückschlüsse auf die Bestandesdichte in Form der Ähren je Quadratmeter gezogen werden. Ergänzend ermittelten die Autoren den Durchmesser der Stoppeln, indem sie sich im Rahmen der Bildverarbeitung die charakteristische Form und die einheitlichen Farbunterschiede der Stoppeln zu Nutze machten. Aus dem Produkt des Stoppeldurchmessers, der Dichte der Getreidestoppeln und der Pflanzenlänge berechneten die Autoren ein Biovolumen, das einen engen Zusammenhang zur oberirdischen Biomasse zum Zeitpunkt der Ernte aufwies.

FERNANDEZ-GALLEGO et al. (2019) machten sich den zwischen der Ähre und dem Rest der Pflanze bestehenden Temperaturunterschied zu Nutze, indem sie Ähren des Weizens unter Feldbedingungen mithilfe einer Thermalkamera segmentierten. Auch in diesem Falle wurde die Kamera von Hand geführt. Die Thermalaufnahmen wiesen eine Bodenauflösung von 0,14 cm/Pixel auf. Um die Resultate der auf den Thermalaufnahmen basierenden Zählung mit den Resultaten einer Zählung in RGB-Aufnahmen vergleichen zu können, wurden parallel zu den Thermalaufnahmen RGB-Bilder generiert. Die Autoren entwickelten ein auf einem Algorithmus basierendes automatisiertes Zählsystem, mit dessen Hilfe die im Vergleich zum übrigen Bestand höherentemperaturierten Ähren zunächst segmentiert und im Anschluss ausgezählt werden konnten. Das Zählsystem wurde mithilfe eines Rings mit einem Radius von 0,1225 m validiert. Dieser wurde in den Bestand gehalten und die sich innerhalb des Rings befindlichen

Ähren sowohl im Feld als auch auf den Thermal- und RGB-Bildern gezählt. Der Zusammenhang zwischen den innerhalb des Rings und unter Feldbedingungen und den mittels Algorithmus gezählten Ähren war positiv und signifikant ($R^2=0,4$; $p<0,001$). Der engste Zusammenhang konnte zwischen den innerhalb des Rings auf den RGB-Aufnahmen manuell gezählten und den mittels Algorithmus in den Thermalaufnahmen gezählten Ähren ermittelt werden ($R^2=0,84$; $p<0,0001$).

KOVACHEVA et al. (2014) nutzten bildgebende Lichtschrankensensoren um Pflanzenhöhen, Ähren und Grannen zu detektieren. Durch die seitliche Abtastung der Pflanzen konnten die genannten Merkmale zuverlässig bestimmt und für die Berechnung weiterer agronomischer Merkmale wie beispielsweise der Bestandesdichte genutzt werden. Die Untersuchungen wurden sowohl unter Labor- als auch unter Feldbedingungen durchgeführt. Unter Feldbedingungen wurde als Transportmedium die terrestrische Phänotypisierungsplattform „BreedVision“ eingesetzt. Mithilfe eines vollautomatischen Algorithmus konnten von den insgesamt vermessenen 148 Pflanzen 140 Ähren detektiert werden.

5.3.3. Empfehlungen für künftige Forschungsansätze

In den Untersuchungen dieser Arbeit konnte hinsichtlich der Schätzung der Bestandesdichte in Parzellen des Winterweizens im Rahmen der Testsetvalidierungen kein Zusammenhang zwischen den händisch ermittelten und den mittels PLS-Regression geschätzten Bestandesdichten ermittelt werden. Mit dem Ziel der möglichst präzisen Quantifizierung von Ähren in Getreidebeständen durchgeführte Studien wurden sowohl mithilfe von UAV und mobilen Phänotypisierungsplattformen als auch im Rahmen händischer Messungen durchgeführt. Hierbei wurden unterschiedliche Kamera- und Sensorsysteme eingesetzt. Vielversprechende Resultate konnten bereits mit klassischer RGB-Kameratechnik aber auch mithilfe von Thermalkameras erzielt werden.

Im Rahmen der Nutzung der genannten Kamerasysteme fällt vergleichsweise wenig Datenmaterial an. Der Aufwand für die weitere Verarbeitung und Prozessierung ist somit vergleichsweise gering. Insbesondere in Kombination mit mobilen Phänotypisierungsplattformen können hohe Bodenaufösungen realisiert werden, die für eine möglichst präzise Erfassung von großer Bedeutung sind. Jedoch muss für eine möglichst präzise Erfassung von Ähren ein idealer Aufnahmezeitpunkt gewählt werden, an dem sich die Ähre farblich möglichst deutlich vom Rest der Pflanze abhebt. Aufgrund dieser spezifischen Anforderungen ist es unter Umständen lediglich eingeschränkt möglich die Erfassung von Ähren mithilfe von UAV und/ oder terrestrischer Verfahren mit der Erfassung weiterer Merkmale zu kombinieren.

Aus arbeitswirtschaftlichen Gründen sollten in künftigen Studien jedoch Verfahren weiterentwickelt werden, die eine kombinierte Erfassung unterschiedlicher Pflanzenmerkmale in einer

Durchfahrt ermöglichen. So könnten beispielsweise mithilfe des Einsatzes bildgebender Lichtschrankensensoren im Rahmen einer Überfahrt die Ährenanzahl, die Anzahl der Grannen zur Quantifizierung der Anzahl der Körner je Ähre und die Pflanzenhöhe erfasst werden. Ein weiterer zukunftsreicher Ansatz zur möglichst präzisen Bestimmung der Bestandesdichte in Getreidebeständen könnte insbesondere im Feldversuchswesen und in der Pflanzenzüchtung die Zählung der Stoppeln im Rahmen der Beerntung mithilfe des Parzellenmähdreschers sein. Hierzu könnte ein geeignetes Kamerasystem am Schneidwerk des Parzellenmähdreschers installiert und mithilfe einer Umplanung und des Einsatzes künstlicher Beleuchtung kontrollierte Belichtungsbedingungen geschaffen werden. Durch die Anwendung geeigneter Methoden der Bildverarbeitung und entsprechender Algorithmen könnte nach dem Einzug der Pflanzen in die Maschine eine zuverlässige Erfassung der Stoppeln erfolgen. Die Größe der zu analysierenden Fläche würde durch den während des Ernteprozesses bei herabgelassenem Schneidwerk fixen Abstand der Kamera zum Erdboden bestimmt. Da davon ausgegangen werden kann, dass jeder Stoppel einen ährentragenden Halm repräsentiert, könnte auf diese Weise in einem Arbeitsgang die Beerntung und die präzise Ermittlung der Bestandesdichte erfolgen.

5.4. Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern

5.4.1. Interpretation der gewonnenen Resultate

Die Bonitur des Landessortenversuchs auf den Befall mit Zwergrost erfolgte am 06.06.2018 und somit am Tag der Befliegung der Versuchsanlage. Somit bestand keine zeitliche Diskrepanz zwischen der Bonitur und der Befliegung. Eine die Schätzung beeinflussende Veränderung des Befalls mit Zwergrost in der Zeit zwischen Bonitur und Befliegung konnte somit ausgeschlossen werden. Abbildung 21 zeigt, dass der Landessortenversuch Wintergerste insgesamt verhalten mit Zwergrost befallen war. Bei der Mehrzahl der Parzellen wurde ein mittlerer prozentualer Befall zwischen 0 und 2,5 % bonitiert. Bei lediglich einigen wenigen Parzellen konnte ein mittlerer prozentualer Befall von über 10 % bonitiert werden. Eine Normalverteilung des Befalls konnte aus diesem Grunde nicht beobachtet werden.

Die Parzellen des Landessortenversuchs im Winterweizen wurden am 24.06.2020 und somit eine Woche nach der Befliegung auf den Befall mit Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria bonitiert. Eine Befliegung am Tag der Bonitur bzw. in den darauffolgenden Tagen war aufgrund widriger Witterungsverhältnisse nicht möglich. Aus diesem Grunde wurden die im Rahmen der Befliegung am 17.06.2020 generierten Daten für eine Schätzung des Befalls herangezogen. Die in den Abbildungen 22, 23 und 24 abgetragenen Verteilungen des Befalls mit Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria verdeutlichen, dass der Befall des Landessortenversuchs im Winterweizen mit den drei genannten Pilzkrankheiten insgesamt schwach ausgeprägt war. Bei der

Mehrzahl der Parzellen wurde sowohl beim Gelbrost als auch beim Braunrost ein Befall zwischen 0 und 4 %, bei der Blattseptoria mehrheitlich Befall zwischen 0 und 2 % bonitiert. Eine Normalverteilung der Referenzwerte konnte bei den drei im Landessortenversuch Winterweizen bonitierten Pilzkrankheiten somit nicht beobachtet werden.

Die Beziehung zwischen den kategorialen Variablen „Wiederholung“ und „Behandlungsstufe“ und dem Befall mit Zwergrost, Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria war jeweils nicht signifikant. Der Befall der Landessortenversuche in Wintergerste und Winterweizen mit den jeweiligen pilzlichen Schaderregern war über beide Behandlungsstufen derart schwach ausgeprägt, dass auch die Behandlung der Landessortenversuche mit Fungiziden und Wachstumsreglern in der behandelten Stufe keinen signifikanten Einfluss auf den Befall hatte. Ein störender Einfluss der kategorialen Variablen „Wiederholung“ und „Behandlungsstufe“ auf die Schätzung des Befalls mit der jeweiligen Pilzkrankheit konnte somit ausgeschlossen werden.

In Abbildung 49 fällt bei den Parzellen der Wintergerste erneut die bereits im Rahmen der explorativen Datenanalyse beobachtete Gruppenbildung nach der Behandlungsstufe ins Auge. Der Gruppe der behandelten Stufe ist hierbei ein Großteil der Parzellen ohne Befall zugeordnet. Die Behandlung des Landessortenversuchs mit Fungiziden konnte die Parzellen der behandelten Stufe somit zum Großteil gesund halten. Die Trennung der Gruppe der unbehandelten Parzellen von der Gruppe der mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen wird sowohl durch die erste als auch durch die zweite Hauptkomponente ermöglicht. Beide Hauptkomponenten erklären gemeinsam bereits 99 % der spektralen Varianz. Innerhalb der Gruppe der nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen ist eine Bildung von Gruppen nach dem Befall mit Zwergrost erkennbar. Die Trennung dieser Gruppen wird vornehmlich durch die erste Hauptkomponente ermöglicht, die zugleich 88 % der spektralen Varianz erklärt. Bei den Parzellen des Landessortenversuchs im Winterweizen ist nach der Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse mit den untransformierten Spektren hinsichtlich des Befalls der Parzellen mit Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria weder auf der Achse der ersten noch auf der Achse der zweiten Hauptkomponente eine Gruppenbildung zu beobachten (vgl. Abbildungen 98, 107 und 116).

Abbildung 50 verdeutlicht, dass der mittlere prozentuale Befall der Parzellen der Wintergerste mit Zwergrost den Verlauf der mittels einer Gauss- Filtertransformation geglätteten Spektren beeinflusst. Im Wellenlängenbereich von 479,5 nm bis etwa 695,5 nm weisen die nicht mit Zwergrost befallenen Parzellen im Gegensatz zu den befallenen Parzellen eine vergleichsweise geringe Reflexion auf. Im Wellenlängenbereich von etwa 731,5 nm bis 947,5 nm hingegen reflektieren die nicht mit Zwergrost befallenen Parzellen im Gegensatz zu den befallenen Parzellen vergleichsweise stark. Ein vergleichbares Phänomen im für den Menschen nicht sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums zeigt sich bei den in den Abbildungen

99 und 117 dargestellten Verläufen der Spektren der Parzellen des Winterweizens in Abhängigkeit von dem mittleren prozentualen Befall mit Gelbrost bzw. mit Blattseptoria. Auch hier weisen einzelne mit Gelbrost respektive Blattseptoria befallene Parzellen geringere Reflexionen auf als nicht bzw. schwach befallene Parzellen. In Abbildung 108 hingegen ist kein Einfluss des mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost auf die Verläufe der transformierten Spektren der Parzellen des Winterweizens festzustellen.

Da die Spektren der Parzellen der Wintergerste lediglich geglättet wurden ähnelt die in Abbildung 51 dargestellte Verteilung der Scorewerte der in Abbildung 49 dargestellten Verteilung vor der Glättung. Den Einfluss der zweiten Hauptkomponente auf die Trennung der Gruppe der unbehandelten von der Gruppe der mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen zeigt ergänzend Abbildung 52. Die Abbildungen 100, 109 und 118 verdeutlichen, dass auch im Nachgang zu den jeweiligen Transformationen der Spektren der Parzellen des Winterweizens keine Trennung der nach dem mittleren prozentualen Befall der Parzellen mit Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria gebildeten Gruppen auf der Achse der ersten bzw. der zweiten Hauptkomponente beobachtet werden kann.

Im Hinblick auf die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Zwergrost wurde ein PLS-Modell mit vier Hauptkomponenten gewählt (vgl. Abb. 54). Bei dieser Anzahl gewählter Hauptkomponenten werden im Rahmen der Kalibrierung knapp 65 % der Varianz in Y und im Rahmen der Validierung knapp 58 % der Varianz in Y erklärt. Durch die Wahl eines Modells mit mehr als vier Hauptkomponenten würde sowohl im Rahmen der Kalibrierung als auch im Rahmen der Validierung nicht bedeutend mehr Varianz in Y erklärt. Bei der Wahl eines Modells mit drei Hauptkomponenten würde im Vergleich zu dem gewählten Modell mit vier Hauptkomponenten sowohl im Rahmen der Kalibrierung als auch im Rahmen der Validierung weniger Varianz in Y erklärt. Aus diesem Grunde wurde für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Zwergrost ein Modell mit vier Hauptkomponenten gewählt.

Für die Schätzung des mittleren Befalls mit Gelbrost wurde ein PLS-Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt (vgl. Abbildung 102). Mit zwei Hauptkomponenten werden bei der Kalibrierung knapp 17 % und in der Validierung knapp 9 % der Varianz in Y erklärt. Mit lediglich einer Hauptkomponente würde im Vergleich zu dem genutzten Modell mit zwei Hauptkomponenten sowohl bei der Kalibrierung als auch bei der Validierung weniger Varianz in Y erklärt. Die Wahl von drei oder mehr Hauptkomponenten würde zwar zu einem steigenden Anteil erklärter Varianz in Y in der Kalibrierung beitragen. Der Anteil erklärter Varianz in Y bei der Validierung würde durch die Wahl zusätzlicher Hauptkomponenten hingegen abnehmen. Aus diesem Grunde wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt.

Zur Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost wurde ein PLS-Modell mit einer Hauptkomponente gewählt (vgl. Abbildung 111). Mit dieser konnte in der Kalibrierung lediglich weniger als 1 % der Varianz in Y und in der Validierung keine Varianz in Y erklärt werden. Bei der Wahl eines Modells mit zwei oder mehr Hauptkomponenten würde der Anteil erklärter Varianz in Y in der Kalibrierung zwar gesteigert. In der Validierung würde die Wahl eines Modells mit zwei oder mehr Hauptkomponenten hingegen nicht zu einem steigenden Anteil erklärter Varianz in Y führen. Aus diesem Grunde wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt.

Für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt (vgl. Abbildung 120). Mit diesen konnten in der Kalibrierung 16 % der Varianz in Y und in der Validierung 10 % der Varianz in Y erklärt werden. Die Wahl eines Modells mit drei oder mehr Hauptkomponenten hätte auf der einen Seite einen in der Kalibrierung steigenden Anteil erklärter Varianz in Y zur Folge. Auf der anderen Seite nähme der Anteil erklärter Varianz in Y in der Validierung bei der Wahl eines Modells mit zwei oder mehr Hauptkomponenten stetig ab. Aus diesem Grunde wurde ein Modell mit zwei Hauptkomponenten gewählt.

Die in den Abbildungen 55 und 56 abgetragenen Verteilungen der Scorewerte der Parzellen der Wintergerste bestätigen die bereits in der mit den transformierten Spektren berechneten Hauptkomponentenanalyse beobachteten Rollen der Hauptkomponenten. So ermöglichen sowohl die erste als auch die zweite Hauptkomponente eine Trennung der Gruppe der nicht mit Zwergrost befallenen Parzellen von der Gruppe der mit Zwergrost befallenen Parzellen. Innerhalb der Gruppe der mit Zwergrost befallenen Parzellen ermöglicht die erste Hauptkomponente eine Trennung der Parzellen nach der Höhe ihres mittleren prozentualen Befalls. Hingegen ist bei den Parzellen des Winterweizens nach der Berechnung einer PLS-Regression weder auf der Achse der ersten noch auf der Achse der zweiten Hauptkomponente eine Trennung der nach dem mittleren prozentualen Befall der Parzellen mit Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria gebildeten Gruppen zu beobachten (vgl. Abbildungen 103, 112 und 120). Auch dieses Resultat deckt sich mit den nach der Berechnung einer Hauptkomponentenanalyse mit den transformierten Spektren beobachteten Verteilungen der Scorewerte auf den Achsen der ersten und zweiten Hauptkomponente.

Abbildung 57 verdeutlicht, dass insbesondere im grünen und roten und somit im für das menschliche Auge sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierte Wellenlängen einen signifikanten Beitrag zu dem der Schätzung von Zwergrost dienenden Modell leisten. Hingegen leisten zu dem für die Schätzung von Gelbrost erstellten Modell vornehmlich im nahen Infrarot lokalisierte Wellenlängen einen signifikanten Beitrag (vgl. Abbildung 104). Ein signifikanter Beitrag der Wellenlängen zu dem für die Schätzung des Befalls mit Braunrost

erstellten Modell konnte nicht festgestellt werden (vgl. Abb. 113). Auch bei dem für die Schätzung des Befalls mit Blattseptoria aufgestellten Modell leisten vornehmlich im grünen und roten Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierte Wellenlängen einen signifikanten Beitrag (vgl. Abbildung 122). Somit lassen sich hinsichtlich des signifikanten Einflusses der Wellenlängen bei diesem Modell vergleichbare Verhältnisse wie bei dem für die Schätzung des Befalls mit Zwergrost dienenden Modell beobachten.

Der in Abbildung 58 dargestellte Zusammenhang des mittels PLS-Regression geschätzten und des von Hand bonitierten mittleren prozentualen Zwergrostbefalls verdeutlicht, dass in der Kalibrierung 65 % der Varianz und in der Validierung 58 % der Varianz erklärt werden. Mithilfe des erstellten Modells konnte durch die Schätzung lediglich eine Differenzierung zwischen dem Nichtbefall und einem Befall in der Größenordnung ≥ 11 % herausgearbeitet werden. Abbildung 105 verdeutlicht, dass mithilfe des für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Gelbrost aufgestellten Modells in der Kalibrierung 17 % der Varianz und in der Validierung 9 % der Varianz erklärt werden. Differenzierungen zwischen den Klassen des mittleren prozentualen Befalls mit Gelbrost konnten durch die Schätzung nicht herausgearbeitet werden. Mithilfe des für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost aufgestellten Modells konnte sowohl in der Kalibrierung als auch in der Validierung keine Varianz erklärt werden (vgl. Abbildung 114). Auch in diesem Falle konnte durch die Schätzung keine Differenzierung zwischen den verschiedenen Klassen des mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost herausgearbeitet werden. Wie Abbildung 123 verdeutlicht werden mithilfe des für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria aufgestellten Modells in der Kalibrierung 16 % und in der Validierung 10 % der Varianz erklärt. Die Schätzung konnte auch in diesem Falle keine Differenzierung zwischen den unterschiedlichen Klassen des mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria herausgearbeiten.

Bei den in Tabelle 3 abgetragenen und im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen sind hinsichtlich der Beurteilung der Güte des für die Schätzung von Zwergrost erstellten Kalibriermodells beim RMSEP, beim SEP, beim Bias und beim Bestimmtheitsmaß vergleichsweise geringe Schwankungen festzustellen. So schwankt der RMSEP zwischen 5,58 und 7,13, der SEP zwischen 5,65 und 6,8, der Bias zwischen -2,52 und 0,67 und das Bestimmtheitsmaß zwischen 0,51 und 0,66. Im Mittel über die fünf Testsetvalidierungen können somit etwa 50 % der Varianz erklärt werden. Die Anzahl der für das jeweilige Modell gewählten Hauptkomponenten hingegen schwankt zwischen einer und fünf Hauptkomponenten und somit vergleichsweise stark. Eine zuverlässige Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Zwergrost mithilfe der jeweils aufgestellten Kalibriermodelle ist somit nicht möglich.

Die in Tabelle 7 abgetragene Anzahl Hauptkomponenten, die für die Erstellung der für die Schätzung des Befalls mit Gelbrost dienenden Kalibriermodelle gewählt wurde, schwankt zwischen einer und zwei Hauptkomponenten. Im Gegenzug variieren der RMSEP, der SEP, der Bias und das Bestimmtheitsmaß vergleichsweise stark. Die für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Gelbrost erstellten Kalibriermodelle sind somit wenig robust. Aus diesem Grunde ist eine zuverlässige Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Gelbrost mithilfe der jeweils aufgestellten Kalibriermodelle nicht möglich.

Bei den in Tabelle 8 abgetragenen Maßzahlen zur Beurteilung der für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost aufgestellten Kalibriermodelle differenzieren die Anzahl Hauptkomponenten, der RMSEP, der SEP und der Bias vergleichsweise schwach. Auffällig ist, dass im Rahmen aller fünf Testsetvalidierungen kein Bestimmtheitsmaß angegeben und somit keine Varianz erklärt werden kann. Eine zuverlässige und robuste Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost ist somit nicht möglich.

Tabelle 9 enthält die im Rahmen der fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen zur Beurteilung der für die Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria erstellten Kalibriermodelle. Bei vier der insgesamt fünf vorgenommenen und auf einem Kalibriermodell mit einer Hauptkomponente beruhenden Testsetvalidierungen kann wie bereits bei der Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Braunrost kein Bestimmtheitsmaß angegeben und somit keine Varianz erklärt werden. Im Rahmen der auf einem Kalibriermodell mit drei Hauptkomponenten beruhenden Testsetvalidierung können lediglich 4 % der Varianz erklärt werden. Der RMSEP, der SEP und der Bias differenzieren über alle fünf Testsetvalidierungen lediglich auf geringem Niveau. Dennoch ist eine zuverlässige Schätzung des mittleren prozentualen Befalls mit Blattseptoria mithilfe der jeweils erstellten Kalibriermodelle nicht möglich.

5.4.2. Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext

Für die Detektion des Befalls mit pilzlichen Schaderregern wurden bis dato verschiedene optische Sensoren wie RGB-Kameras, Thermalsensoren, Fluoreszenzsensoren und Multi- und Hyperspektralsensoren eingesetzt (MAHLEIN 2016). Die Nutzung der jeweils aufgeführten Systeme für die Erfassung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern bringt je nach Art des Systems spezifische Vor- und Nachteile mit sich. So zeichnen sich RGB-Kameras durch ihre leichte Bedienbarkeit und aufgrund der vergleichsweise geringen Größen der entstehenden Bilddaten durch einen moderaten Anfall von Daten aus. Die die Qualität der RGB-Aufnahmen beeinflussende Parameter wie die Lichtsensitivität und die räumliche Auflösung konnten mit der Zeit kontinuierlich gesteigert werden. Aufgrund der vergleichsweise geringen Anschaffungskosten sind RGB-Kameras mittlerweile weit verbreitet und können auf unterschiedlichen Skalenebe-

nen für das Monitoring von Pflanzen eingesetzt werden. Zudem ist es möglich die entstehenden RGB-Aufnahmen mithilfe unterschiedlichster Methoden der Bildverarbeitung und Ansätzen des maschinellen Lernens weiterführend zu verarbeiten und auf diese Weise für die Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern zu nutzen (MAHLEIN 2016). NEUMANN et al. (2014) beispielsweise untersuchten, ob die Erfassung verschiedener pilzlicher Schaderreger auf Blättern der Zuckerrübe mithilfe klassischer, in Mobiltelefonen verbauter RGB-Kameratechnik möglich ist. Hingegen liefern RGB-Kameras lediglich Informationen aus dem blauen, grünen und roten Bereich des Lichts. Informationen aus weiteren Bereichen des elektromagnetischen Spektrums, die für die Erfassung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern potenziell interessant sein könnten, können mithilfe von RGB-Kameras somit nicht bereitgestellt werden.

Frühe Infektionen mit Pathogenen rufen in der Pflanze in aller Regel sich ändernde Transpirationsraten hervor (OERKE et al. 2006). Diese können mithilfe von Thermalkameras erfasst und diese Systeme somit zur Detektion von Befall mit pilzlichen Schaderregern genutzt werden. Thermalkameras können an unterschiedlichen Luft- und Bodenplattformen verbaut und somit flexibel auf unterschiedlichen Skalenebenen eingesetzt werden. Um Befall mit Citrus Greening zu detektieren verwendeten SANKARAN et al. (2013) zwei Multispektralsensoren mit je sechs Kanälen sowie eine Thermalkamera und konnten vielversprechende Resultate erzielen. Hingegen ist die Aussagekraft von Thermalaufnahmen von unterschiedlichen Umgebungsfaktoren wie der Lufttemperatur, der Sonneneinstrahlung, Niederschlagsereignissen oder der Windgeschwindigkeit abhängig (MAHLEIN 2016). Zudem ist es mithilfe von Thermalaufnahmen nicht möglich durch unterschiedliche pilzliche Schaderreger hervorgerufene Symptome zu unterscheiden. Im Bereich des Feldversuchswesens kommt der Differenzierung der Pathogene jedoch eine große Bedeutung zu. Im Falle des Auftretens mehrerer Pathogene muss der jeweilige Befall mit dem einzelnen pilzlichen Schaderreger präzise bonitiert werden. Aus diesem Grunde muss auch beim Einsatz optischer Sensoren eine Differenzierung von durch verschiedene pilzliche Schaderreger hervorgerufenen Befallssymptomen möglich sein.

Fluoreszenzsensoren erfassen die durch den Befall mit pilzlichen Schaderregern und somit biotischen und abiotischen Stress hervorgerufenen Änderungen in der photosynthetischen Aktivität der Pflanzen. So nutzten KONANZ et al. (2014) Fluoreszenzsensoren um biotische und abiotische Stresssymptome in Blättern zu detektieren und auf diese Weise eine Unterscheidung und Quantifizierung von Befall mit pilzlichen Schaderregern zu ermöglichen. Da die Präparation der jeweils mittels Fluoreszenzsensoren zu untersuchenden Pflanzen strengen Versuchsvorgaben folgen muss stellt der Einsatz von Fluoreszenzsensoren in herkömmlichen Gewächshäusern oder unter Feldbedingungen jedoch noch eine bedeutende Herausforderung dar (MAHLEIN 2016). Ein Einsatz dieser Sensoren zur Detektion des Befalls mit pilzlichen Schaderregern im Feldversuchswesen erscheint aus diesem Grunde nicht lohnend.

Der Befall einer Pflanze mit pilzlichen Schaderregern wirkt sich aufgrund der Schädigung der Blattstruktur und der sich spezifisch ändernden chemischen Zusammensetzung des Pflanzengewebes durch die Bildung von chlorotischem und nekrotischem Gewebe oder dem Erscheinen der jeweils typischen Pilzstrukturen im Rahmen der Pathogenese unmittelbar auf die Reflexionseigenschaften der Pflanze aus. Die Reflexion des Lichts durch Pflanzen stellt somit ein komplexes Phänomen dar, das von unterschiedlichen biophysikalischen und biochemischen Interaktionen abhängig ist (MAHLEIN 2016). Im Gegensatz zu RGB- und Thermalkameras und Fluoreszenzsensoren sind Multi- und Hyperspektralsensoren in der Lage die sich aufgrund des Befalls mit pilzlichen Schaderregern ändernden Reflexionseigenschaften des pflanzlichen Gewebes zu erfassen. Insbesondere Hyperspektralsensoren eignen sich aufgrund ihrer Abbildung eines kontinuierlichen Spektrums für die Detektion von Befall mit pilzlichen Schaderregern. Zudem können sie mit unterschiedlichen Boden- und Luftplattformen kombiniert werden und sind somit in der Lage je nach Anforderung unterschiedliche Skalenebenen von der Einzelblattebene bis hin zur Bestandsebene abzubilden.

Aufgrund der beschriebenen Vorzüge wurden in den Untersuchungen dieser Arbeit und auch in weiteren Studien Hyperspektralsensoren zur Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern eingesetzt. So nutzten auch ZHANG et al. (2019) und GUO et al. (2021) einen an einem UAV montierten bildgebenden Hyperspektralsensor um den Befall mit Gelbrost in Weizen zu detektieren. Wie auch in den Untersuchungen dieser Arbeit verwendeten die Autoren beider Studien das Modell UHD 185 Firefly (Cubert GmbH, Ulm, Baden- Württemberg, Deutschland). Auch BOHNENKAMP, PAULUS & MAHLEIN (2019) untersuchten, ob ein Befall mit Gelbrost in Weizen mithilfe eines Hyperspektralsensors zuverlässig detektiert werden kann. ZHENG et al. (2019) widmeten sich ebenfalls der Erfassung des Befalls mit Gelbrost in Weizen und verwendeten hierfür einen im Spektralbereich von 350 nm bis 2500 nm arbeitenden Hyperspektralsensor. BEHMANN et al. (2018) nutzten eine leicht zu bedienende und kompakte Hyperspektalkamera um Symptome des Befalls mit echtem Mehltau in Gerste unter kontrollierten Bedingungen im Gewächshaus zu detektieren. DEVADAS et al. (2008) nutzten einen im Wellenlängenbereich von 400 nm bis 900 nm arbeitenden Hyperspektralsensor um Rostinfektionen an Weizenblättern unter Laborbedingungen zu identifizieren. Zur Erfassung der Symptome von Septoria- Blattdürre an Weizen verwendeten YU et al. (2018) ein Spektroradiometer, mithilfe dessen Hilfe die Autoren Hyperspektraldaten auf der Bestandsebene erfassen konnten. HUANG et al. (2014) nutzten einen im Wellenlängenbereich von 350 nm bis 2500 nm arbeitenden Hyperspektralsensor um unterschiedliche pilzliche Schaderreger auf Blättern des Winterweizens zu identifizieren und somit zu unterscheiden.

In den Untersuchungen dieser Promotionsarbeit wurde eine Flughöhe von 60 m gewählt. Die hieraus resultierende Bodenauflösung betrug 6,26 cm/Pixel. ZHANG et al. (2019) wählten eine

Flughöhe von 30 m und konnten auf diese Weise eine Bodenauflösung von etwa 2 cm/Pixel realisieren. GUO et al. (2021) wählten ebenfalls eine Flughöhe von 30 m. Die hieraus resultierende Bodenauflösung betrug 1,2 cm/Pixel. YU et al. (2018) verwendeten den in ihrer Studie genutzten Hyperspektralsensor in Verbindung mit einem Stativ und führten die Messungen in einem Abstand von 1,5 m über dem Erdboden durch. Auf ähnliche Weise verfahren ZHENG et al. (2019), die den verwendeten Hyperspektralsensor in einer Höhe von 1,3 m über dem Erdboden über den Bestand führten. BEHMANN et al. (2018) verwendeten die in der Studie genutzte Hyperspektralkamera in Kombination mit einer Messplattform und generierten die Aufnahmen in einem Abstand von etwa 60 cm über den Pflanzen. Die Untersuchungen wurden unter kontrollierten Bedingungen in einem Gewächshaus durchgeführt. Mithilfe eines an der Plattform angebrachten Vorhangsystems wurden die Pflanzen während der jeweiligen Messung kontrolliert beleuchtet. BOHNENKAMP, PAULUS & MAHLEIN (2019) montierten den Hyperspektralsensor in einem Abstand von 50 cm über dem Bestand an einem an einer mobilen Phänotypisierungsplattform angebrachten Stahlgestell. Mithilfe dieses Messaufbaus konnten die durch den Gelbrost hervorgerufenen Krankheitssymptome mit einer Größe von bis zu wenigen Millimetern aufgelöst werden. DEVADAS et al. (2009) führten die zur Erkennung der durch Rostbefall hervorgerufenen Symptome an Weizenblättern durchgeführten Messungen unter kontrollierten Bedingungen an einem speziell eingerichteten Labormessplatz durch. Hierzu wurden die Blätter unter der Messsonde mithilfe einer Klemmvorrichtung fixiert und auf dem jeweiligen Blatt eine Fläche von etwa 10 mm² analysiert. Auch HUANG et al. (2014) führten die mit dem verwendeten Hyperspektralsensor durchgeführten Messungen auf der Einzelblattenebene durch. Die Untersuchungen wurden in diesem Falle jedoch unter Feldbedingungen durchgeführt.

Im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit wurde der Befall mit dem jeweiligen pilzlichen Schaderreger durch die Aufstellung von PLS-Regressionsmodellen geschätzt, die mit Ausnahme verrauschter Bereiche das komplette Spektrum des Sensors nutzten. Das jeweils erstellte Kalibriermodell wurde im Anschluss im Rahmen von Testsetvalidierungen validiert. In Untersuchungen anderer Autoren wurden differenzierte Herangehensweisen gewählt. GUO et al. (2021) beispielsweise nutzten unterschiedliche Vegetationsindices und Strukturmerkmale und Kombinationen aus beidem um zu frühen, mittleren und späten Infektionsterminen auf PLS-Regression basierende Monitoringsmodelle zu erstellen. Das alleinig auf Vegetationsindices basierende Modell konnte die höchste Überwachungsgenauigkeit zum mittleren Infektionstermin erreichen ($R^2 = 0,75$). Das auf Texturmerkmalen basierende Modell erreichte die höchsten Überwachungsgenauigkeiten zum mittleren ($R^2 = 0,65$) und zum späten Infektionstermin ($R^2 = 0,82$). Das kombinierte und somit sowohl Vegetationsindices als auch Texturmerkmale nutzende Modell konnte an jedem der drei Infektionstermine die höchste Genauigkeit erzielen. Die Autoren prüften zudem den Einfluss der Bodenauflösung auf die Genauigkeit

des Monitorings der Bestände indem die Originalaufnahmen in unterschiedlichen Bodenauflösungen verarbeitet wurden. Die Autoren ermittelten, dass die Bodenauflösung die auf Vegetationsindices basierten Modelle nicht signifikant beeinflusste. Bei den auf Texturmerkmalen basierenden Modellen hingegen konnte ein signifikanter Einfluss der Bodenauflösung ermittelt werden. In dem kombinierten Modell erwies sich eine Bodenauflösung von 10 cm/Pixel als ideal um den Befall mit Gelbrost zu untersuchen. ZHANG et al. (2019) hingegen entwickelten ein auf einem neuronalen Netzwerk basierendes Modell, das zur Bestimmung des Befalls sowohl spektrale als auch räumliche Informationen nutzte. Um den Mehrwert der kombinierten Nutzung räumlicher und spektraler Informationen beziffern zu können, verglichen die Autoren das erstellte Modell mit dem Klassifikations- und Regressionsverfahren Random Forest, das zur Schätzung des Befalls lediglich die spektralen Informationen nutzte. Die Autoren betonen, dass die Genauigkeit der Schätzung des Gelbrostbefalls durch die Kombination spektraler und räumlicher Informationen in dem erstellten Modell, verglichen mit der alleinigen Nutzung spektraler Informationen im Random Forest- Verfahren, signifikant gesteigert werden konnte. So betrug die Genauigkeit der Schätzung mittels Random Forest 0,77 während das von den Autoren erstellte Modell eine Schätzgenauigkeit von 0,85 erreichte. Um die Genauigkeit der Schätzung im Vegetationsverlauf zu testen wurden an insgesamt fünf verschiedenen Terminen von Ende April bis Mitte Mai Aufnahmen generiert. Die höchste Schätzgenauigkeit konnte bei späteren Aufnahmetermen Mitte Mai erzielt werden.

Um den Befall von Gerste mit echtem Mehltau zu klassifizieren stellten BEHMANN et al. (2018) ein auf Support Vector Machine basierendes Klassifizierungsmodell auf. Als Zielklassen wurden der Hintergrund, gesundes Blattgewebe und mit echtem Mehltau befallenes Blattgewebe definiert. Um das Modell in der jeweils definierten Klasse zu trainieren wurden entsprechende Proben verwendet. Mithilfe der verwendeten Hyperspektralkamera konnte das Ausmaß des Befalls mit echtem Mehltau in komplexen Beständen unter kontrollierten Bedingungen im Gewächshaus erfasst werden. Die Autoren betonen, dass die gewählte räumliche Auflösung ausreichend war um einzelne Symptome auf den Gerstenblättern zu identifizieren. Die gute Qualität des Signals, das durch die kontrollierten Belichtungsbedingungen erreicht wurde, konnte zum Erfolg der Schätzung beitragen. Einen ähnlichen Weg wählten BOHNENKAMP, PAULUS & MAHLEIN (2019). Um die Symptome von Gelbrostbefall in Weizen zu detektieren und zu quantifizieren wurde auch in dieser Studie eine Support Vector Machine genutzt. Das Modell wurde auch in diesem Falle mithilfe entsprechender Daten trainiert und der Klassifikator im Anschluss mithilfe getrennter Trainings- und Testdaten getestet. Auf diese Weise konnten die Autoren Gelbrostsymptome mit einer Größe von bis zu wenigen Millimetern auflösen und anhand der Quantifizierung des Anteils Pixel pro Klasse einen Befallsgrad errechnen.

DEVADAS et al. (2008), HUANG et al. (2014), ZHENG et al. (2018) und YU et al. (2018) erforschten das Potenzial spektraler Indices für die Identifizierung und das Monitoring des Befalls mit pilzlichen Schaderregern. In den genannten Studien wurde zum Teil mit bestehenden Indices gearbeitet und deren Eignung für die Schätzung des Befalls geprüft. HUANG et al. (2014) entwickelten erregerspezifische Indices, die eine Unterscheidung zwischen verschiedenen, zeitlich auftretenden Erregern ermöglichten. YU et al. (2018) verglichen die im Rahmen der Nutzung spektraler Indices gewonnenen Resultate mit Schätzergebnissen, die mithilfe von PLS-Regressionsmodellen gewonnen wurden. Durch die Nutzung des vollen Spektrums im Rahmen der Nutzung der PLS-Regressionsmodelle konnte bei der Schätzung des Befalls mit Septoria-Blattdürre verglichen mit der Nutzung spektraler Indices eine höhere Genauigkeit erzielt werden.

5.4.3. Empfehlungen für künftige Forschungsansätze

Im Rahmen unterschiedlicher Studien wurden zur Erkennung und Quantifizierung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern bis dato RGB- und Thermalkameras, Fluoreszenzsensoren und Multi- und Hyperspektralsensoren eingesetzt. Diese wurden sowohl an UAV oder mobilen terrestrischen Phänotypisierungsplattformen verbaut oder von Hand geführt. Die an die jeweils verwendeten Systeme und Plattformen gestellten Anforderungen variieren hierbei nach dem Bereich, in dem die Erkennung und Quantifizierung der Schaderreger erfolgen soll. So verfolgt die Erkennung und Quantifizierung pilzlicher Schaderreger im Bereich des Precision Farming das Ziel, die Entscheidung für oder gegen eine Behandlung des jeweiligen Bestandes mit den entsprechenden Pflanzenschutzmitteln zu erleichtern. Der Fokus der Betrachtungen liegt somit auf der Analyse räumlicher Unterschiede innerhalb ganzer Praxis schläge und somit vergleichsweise großer Gebiete. Aus diesem Grunde werden die Messungen in aller Regel auf der Bestandesebene und somit auf einer vergleichsweise großen Skalenebene vorgenommen. Um die räumlichen Unterschiede des Befalls mit pilzlichen Schaderregern auf dieser Skalenebene zu erfassen bietet sich daher insbesondere der Einsatz von Luftplattformen wie UAVs, Flugzeug- oder Satellitenplattformen an, die mit den entsprechenden Kameras und Sensoren kombiniert werden können.

In der Pflanzenzüchtung und im Feldversuchswesen hingegen müssen die Kameras und Sensoren zur Berechnung eines mittleren prozentualen Befalls in der Lage sein einen Befall mit pilzlichen Schaderregern auf den unterschiedlichen Pflanzenteilen zuverlässig zu quantifizieren. Da insbesondere im Feldversuchswesen zum Zeitpunkt der Bonitur innerhalb der jeweiligen Parzelle ein gleichzeitiger Befall mit unterschiedlichen Schaderregern nicht auszuschließen ist, muss mithilfe der verwendeten Kameras und Sensoren zudem eine Differenzierung der durch die jeweils zeitgleich auftretenden Erreger hervorgerufenen Symptome möglich sein.

Die mit dem Ziel der Erfassung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern durchgeführten Messungen müssen in der Pflanzenzüchtung und im Feldversuchswesen somit auf der Parzellen- oder sogar auf der Einzelpflanzenebene erfolgen, damit die durch den jeweiligen Schaderreger hervorgerufenen Symptome hinreichend aufgelöst, erkannt und differenziert werden können.

Eine zuverlässige Schätzung und Differenzierung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit war mithilfe der angewandten Methodik nicht möglich. Der methodische Ansatz muss daher überdacht und die Kombination aus Plattform und Kamera bzw. Sensor verstärkt auf die spezifischen, sich aus der Erkennung und Quantifizierung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern im Feldversuchswesen ergebenden Anforderungen ausgerichtet werden. Bezüglich der Wahl des Kamera- bzw. Sensorsystems betont MAHLEIN (2016), dass Thermalkameras und Fluoreszenzsensoren insbesondere für die frühzeitige Erkennung von Stresssymptomen einer Pflanze geeignet sind. Hinsichtlich der Erkennung spezifischer Erreger weisen beide Systeme jedoch Mängel auf. Die Resultate der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit verdeutlichten jedoch, dass das jeweils eingesetzte Kamera- bzw. Sensorsystem eine Differenzierung unterschiedlicher Befallssymptome ermöglichen muss. Der Einsatz von Thermalkameras und Fluoreszenzsensoren im Bereich des Feldversuchswesens erscheint daher nicht lohnend.

MAHLEIN (2016) empfiehlt, für die Erkennung und insbesondere die Differenzierung von Symptomen bevorzugt RGB-Kameras und Hyperspektraltechnik einzusetzen. RGB-Kameras haben sich durch die leichte Bedienung, die kontinuierliche Verbesserung der technischen Parameter, die Möglichkeit der Nutzung auf unterschiedlichen Skalenebenen und die mittlerweile vielfältigen Möglichkeiten der Bildverarbeitung in Bezug auf die Erkennung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern zu einem nützlichen Hilfsmittel entwickelt. Zudem sind die Systeme vergleichsweise kostengünstig, weit verbreitet und es fallen vergleichsweise geringe Datenmengen an. Im Rahmen des Einsatzes von Hyperspektralsensoren hingegen ist ein immenser Anfall von Datenmaterial zu verzeichnen. Jedoch stellen diese Systeme im Gegensatz zu den RGB-Kameras auch Informationen aus dem für den Menschen nicht sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums bereit. Aufgrund der vergleichsweise hohen spektralen Auflösungen moderner Systeme entstehen im Rahmen der Abbildung des kontinuierlichen Spektrums zudem kaum Informationslücken. Die durch die Einflüsse der pilzlichen Schaderregern auf die Blattstruktur und die chemische Zusammensetzung des Gewebes hervorgerufenen und spezifischen Änderungen in den Reflexionseigenschaften können mithilfe dieser Sensoren somit gut abgebildet werden. MAHLEIN (2016) betont jedoch, dass aufgrund der Korrelation enger spektraler Bänder in unterschiedlichen Untersuchungen nicht das gesamte Spektrum des Sensors genutzt werden musste um den Befall mit pilzlichen Schaderregern zu erfassen. Insbesondere die Studien von DEVADAS et al. (2008), HUANG et al. (2014) und ZHENG et al.

(2018) bauten auf dieser Beobachtung auf, indem bestehende und neu entwickelte spektrale Indices für die Erfassung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern genutzt wurden.

Der Mehrwert an von dem bildgebenden Hyperspektralsensor bereitgestellter Information könnte in künftigen Untersuchungen in Abhängigkeit vom Auftreten des jeweiligen pilzlichen Schaderregers somit ebenfalls für die Ermittlung relevanter Wellenlängenbereiche genutzt werden. Diese Identifizierung und Kombination relevanter Bereiche böte die Möglichkeit erregerspezifische Indices zu erstellen, die eine Differenzierung zeitgleich auftretenden Befalls auf der jeweiligen Pflanze ermöglichen. Einen vergleichbaren Ansatz wählten bereits HUANG et al. (2014). Auf diese Weise könnten künftige Untersuchungen erreg器orientiert durchgeführt und der Anfall von Datenmaterial signifikant reduziert werden. Im Falle der erfolgreichen Identifizierung erregerspezifischer Wellenlängen könnten kostengünstigere und weiter verbreitete Systeme wie Multispektralsensoren hinsichtlich der zu analysierenden Wellenlängenbereiche angepasst und auf diese Weise auf die Detektierung des jeweils zu erfassenden Schaderregers eingestellt werden.

OERKE et al. (2014) betonen, dass die Sensitivität von Sensoren bei der Erfassung kleiner Symptome von Befall mit pilzlichen Schaderregern und die Spezifität des Signals in hohem Maße von der räumlichen Auflösung abhängt. Für die detaillierte Erfassung spezifischer Symptome ist daher eine hohe räumliche Auflösung nötig, die nach Meinung der Autoren ausschließlich im Rahmen einer erdnahen Analyse erreicht werden kann. Hinsichtlich der Identifizierung relevanter Wellenlängen könnten unter Feldbedingungen zudem die umgebenden Strahlungsverhältnisse eine bedeutende Rolle spielen. Künftige Untersuchungen, die auf die Identifizierung relevanter Wellenlängen abzielen, sollten daher zunächst unter kontrollierten Bedingungen in geeigneten Räumlichkeiten und mit möglichst geringem Abstand zwischen Sensor und Probe durchgeführt werden. Auf diese Weise könnte geprüft werden, ob sich für unterschiedliche pilzliche Schaderreger relevante Wellenlängen wiederholt und somit verlässlich identifizieren lassen. Um eine möglichst hohe räumliche Auflösung zu realisieren sollte der bildgebende Hyperspektralsensor in weitergehenden Untersuchungen unter Feldbedingungen mithilfe geeigneter Stativlösungen oder terrestrischer Phänotypisierungsplattformen möglichst nah über dem Bestand geführt werden. Der Abstand sollte so bemessen sein dass auf der einen Seite die Symptome des Befalls möglichst gut aufgelöst und auf der anderen Seite eine möglichst repräsentative Einzelaufnahme der jeweiligen Parzelle generiert werden kann.

Um die umgebenden Strahlungseinflüsse zu minimieren sollte unter Feldbedingungen künftig ein Lichtsensor zum Einsatz kommen. Sollten sich die bezüglich der Identifizierung relevanter Wellenlängen unter kontrollierten Bedingungen gewonnenen Resultate mit den unter Feldbe-

dingungen gewonnenen Resultaten decken könnte die Entwicklung erregerspezifischer Indices angestrengt werden. Diese könnten im Anschluss mithilfe von unter Feldbedingungen gewonnenen Daten erprobt und so auf ihre Praxistauglichkeit hin untersucht werden.

5.5. Ertragsschätzung

5.5.1. Interpretation der gewonnenen Resultate

Die Abbildungen 25, 26 und 27 zeigen, dass die mithilfe des Parzellenmähdreschers ermittelten Parzellenerträge in den Landessortenversuchen in Wintergerste, Winterweizen und Winterraps normalverteilt sind. Besonders deutlich ausgeprägt ist die Normalverteilung bei den in Abbildung 26 abgetragenen Parzellenerträgen des Landessortenversuchs in Winterweizen. Somit sind in allen drei Kulturen gute Voraussetzungen für die angeschlossene multivariate Analyse gegeben.

Die Abbildungen 59, 124 und 148 verdeutlichen, dass die kategoriale Variable „Behandlungsstufe“ die in den Landessortenversuchen Wintergerste, Winterweizen und Winterraps ermittelten Parzellenerträge signifikant beeinflusst. Die mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen konnten in allen drei Landessortenversuchen signifikant höhere Erträge generieren, als die nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen. Ein die multivariate Analyse störender Einfluss der kategorialen Variable „Behandlungsstufe“ ist somit nicht auszuschließen. Hingegen übt die kategoriale Variable „Wiederholung“ in den drei Landessortenversuchen keinen signifikanten Einfluss auf die ermittelten Parzellenerträge aus. Ein Einfluss auf die multivariate Analyse kann somit ausgeschlossen werden.

In dem in Abbildung 60 abgetragenen Scoreplot fällt erneut die Trennung der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste nach den Behandlungsstufen auf. Innerhalb der Gruppe der nicht mit Fungiziden und Wachstumsreglern behandelten Parzellen sind die Parzellen der drei Gruppen mit Kornerträgen zwischen 65,2 dt/ha und 98,2 dt/ha lokalisiert. Die Parzellen mit Kornerträgen zwischen 98,2 dt/ha und 109,2 dt/ha finden sich vorwiegend in der Gruppe der behandelten Parzellen. Auch an dieser Verteilung der Parzellen innerhalb des Scoreplots wird deutlich, dass die Behandlung mit Fungiziden und Wachstumsreglern im Mittel signifikante Mehrerträge hervorbrachte. Die Trennung wird durch die erste Hauptkomponente ermöglicht, die zudem mit 88 % einen Großteil der spektralen Varianz erklärt. Bereits mit den untransformierten Spektren herrschen hinsichtlich der Verteilung der Parzellen nach ihren Erträgen somit gute Voraussetzungen für die weitere statistische Analyse. Die in den Abbildungen 125 und 126 abgetragenen Verteilungen der Scorewerte der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen hingegen verdeutlichen, dass eine Trennung der nach ihren Erträgen gebildeten Gruppen von Parzellen durch die ersten vier Hauptkomponenten nicht ermög-

licht wird. Diese nicht zu beobachtende Trennung der Gruppen bildet keine gute Voraussetzung für die spätere multivariate Analyse. Im Datensatz des Wintertrapses zeigt die Abbildung 149, dass die zweite Hauptkomponente eine Trennung der Gruppe von Parzellen mit Kornerträgen zwischen 21,5 dt/ha und 25,675 dt/ha von der Gruppe von Parzellen mit Kornerträgen zwischen 34,025 dt/ha und 38,2 dt/ha ermöglicht. Jedoch erklärt die zweite Hauptkomponente lediglich 13 % der spektralen Varianz. Optimale Voraussetzungen für die spätere multivariate Analyse sind somit auch im Datensatz des Wintertrapses nicht vorzufinden.

Die Abbildung 61 verdeutlicht, dass die Verläufe der transformierten Spektren der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintergerste durch die Höhe ihrer Kornerträge beeinflusst werden. Mithilfe der vorgenommenen Transformationen konnte somit eine Trennung der Parzellen nach der Höhe ihrer Kornerträge ermöglicht werden. Abbildung 62 zeigt ergänzend, dass die Trennung der Gruppen mithilfe der Transformationen deutlicher auf die erste Hauptkomponente verschoben werden konnte. Da die erste Hauptkomponente nach der Transformation der Spektren 92 % der spektralen Varianz erklärt herrschen bezüglich der Schätzung von Parzellenerträgen im Landessortenversuch in Wintergerste gute Voraussetzungen für die multivariate Analyse vor.

Die Verläufe der transformierten Spektren der Parzellen des Landessortenversuchs im Winterweizen hingegen werden nicht durch die Höhe ihrer Kornerträge beeinflusst (vgl. Abbildung 127). Zudem zeigen die Abbildungen 128, 129 und 130, dass eine Trennung der nach der Höhe ihrer Kornerträge gebildeten Gruppen von Parzellen auf den Achsen der Hauptkomponenten eins bis sechs nicht zu beobachten ist. Auch die Transformation der Spektren der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen konnte somit keine Trennung der nach der Höhe ihrer Kornerträge gebildeten Gruppen von Parzellen bewirken. Diese nicht zu beobachtende Trennung der Gruppen von Parzellen liefert keine guten Voraussetzungen für die spätere Schätzung der Parzellenerträge im Rahmen der PLS-Regression.

Wie Abbildung 150 zeigt werden auch die Verläufe der transformierten Spektren der Parzellen des Landessortenversuchs in Wintertraps nicht durch die Höhe ihrer Kornerträge beeinflusst. Durch die Transformation der Spektren konnte die Trennung der Gruppe von Parzellen mit Kornerträgen zwischen 21,5 dt/ha und 25,675 dt/ha von der Gruppe von Parzellen mit Kornerträgen zwischen 34,025 dt/ha und 38,2 dt/ha jedoch deutlicher auf die erste Hauptkomponente verschoben werden. Die erste Hauptkomponente erklärt nach der Transformation der Spektren jedoch lediglich 55 % der spektralen Varianz. Bezüglich der Schätzung der Parzellenerträge im Landessortenversuch Wintertraps im Rahmen der PLS-Regression herrschen somit wie auch im Datensatz des Landessortenversuchs im Winterweizen keine idealen Voraussetzungen vor.

Für die Schätzung der Parzellenerträge im Landessortenversuch Wintergerste wurde ein PLS-Modell mit sechs Hauptkomponenten gewählt. Mit sechs Hauptkomponenten werden in der Kalibrierung 84 % und in der Validierung 72 % der Varianz in Y erklärt (vgl. Abbildung 64). Durch die Wahl eines Modells mit weniger als sechs Hauptkomponenten würde sowohl in der Kalibrierung als auch in der Validierung weniger Varianz in Y erklärt werden. Die Wahl eines Modells mit sieben Hauptkomponenten hingegen würde sowohl in der Kalibrierung als auch in der Validierung nicht zu einem erhöhten Anteil erklärter Varianz in Y beitragen. Aus diesem Grunde wurde ein PLS-Modell mit sechs Hauptkomponenten gewählt.

Für die Schätzung der Parzellenerträge im Landessortenversuch Winterweizen wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt. Durch die Wahl eines Modells mit mehr als einer Hauptkomponente würde in der Kalibrierung der Anteil erklärter Varianz in Y zwar ansteigen (vgl. Abbildung 132). Der Anteil erklärter Varianz in Y in der Validierung hingegen würde durch die Wahl eines Modells mit mehr als einer Hauptkomponente auf identischem Niveau verharren und bei der Wahl eines Modells mit mehr als zwei Hauptkomponenten sogar abnehmen. Aus diesem Grunde wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt.

Auch für die Schätzung der Parzellenerträge im Landessortenversuch Winterraps wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt. Die Wahl eines Modells mit mehr als einer Hauptkomponente würde in der Kalibrierung zu einem erhöhten Anteil erklärter Varianz in Y beitragen (vgl. Abbildung 154). In der Validierung würde die Wahl eines Modells mit mehr als einer Hauptkomponente jedoch einen Rückgang des Anteil erklärter Varianz in Y zur Folge haben. Aus diesem Grunde wurde ein Modell mit einer Hauptkomponente gewählt.

Abbildung 65 zeigt, dass eine Trennung der vier nach der Höhe ihrer Kornerträge gebildeten Gruppen von Parzellen der Wintergerste nach der Berechnung einer PLS-Regression durch die erste Hauptkomponente ermöglicht wird. Die erste Hauptkomponente erklärt im Rahmen der Kalibrierung 92 % der spektralen Varianz und 61 % der Varianz in Y somit einen Großteil der jeweiligen Varianzgruppen. Der in Abbildung 133 abgetragene Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterweizen verdeutlicht, dass die erste Hauptkomponente eine Trennung der Gruppe von Parzellen mit Kornerträgen zwischen 75,7 dt/ha und 87 dt/ha und somit der Gruppe mit den niedrigsten Parzellenerträgen von den übrigen drei Gruppen von Parzellen mit Kornerträgen zwischen 87 dt/ha und 120,9 dt/ha ermöglicht. Eine bei der Wintergerste beobachtete Trennung aller vier Gruppen von Parzellen konnte durch die erste Hauptkomponente in diesem Falle nicht realisiert werden. Zudem erklärt die erste Hauptkomponente in diesem Falle lediglich 45 % der spektralen Varianz und 32 % der Varianz in Y. Der in Abbildung 155 abgetragene Scoreplot der ersten und zweiten Hauptkomponente der Parzellen des Landessortenversuchs in Winterraps zeigt, dass

durch die erste Hauptkomponente eine Trennung der Gruppe von Parzellen mit den niedrigsten Kornerträgen zwischen 21,5 dt/ha und 25,675 dt/ha von der Gruppe von Parzellen mit den höchsten Kornerträgen zwischen 34,025 dt/ha und 38,2 dt/ha ermöglicht wird. Eine Trennung der übrigen Gruppen kann durch die erste Hauptkomponente nicht ermöglicht werden. Zudem erklärt die erste Hauptkomponente lediglich 51 % der spektralen Varianz und 15 % der Varianz in Y. In den beschriebenen Scoreplots können bei den Parzellen der Wintergerste verglichen mit den Parzellen des Winterweizens und des Winterrapses somit die besten Voraussetzungen für eine zuverlässige Schätzung der Parzellenerträge beobachtet werden.

Wie Abbildung 66 verdeutlicht leistet eine Vielzahl der im Wellenlängenbereich von 495,5 nm bis 747,5 nm und somit in dem für das menschliche Auge sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierten Wellenlängen einen signifikanten Beitrag zu dem für die Schätzung der Parzellenerträge in der Wintergerste erstellten Modell. In dem nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierte Wellenlängen hingegen leisten keinen signifikanten Beitrag zu dem erstellten Modell. Zu dem für die Schätzung der Parzellenerträge in Winterweizen erstellten Modell leistet ebenfalls eine Vielzahl der in dem für das menschliche Auge sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierten Wellenlängen einen signifikanten Beitrag (vgl. Abbildung 134). Jedoch existiert in diesem Falle mit dem Wellenlängenbereich von etwa 530 nm bis etwa 700 nm ein vergleichsweise großer Wellenlängenbereich, in dem lediglich einige wenige Wellenlängen zu einem signifikanten Ergebnis führen. Zudem leisten zu dem für die Schätzung der Parzellenerträge in Winterweizen erstellten Modell auch im nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierte Wellenlängen einen signifikanten Beitrag. Wie Abbildung 156 verdeutlicht ergeben auch zu dem für die Schätzung der Parzellenerträge in Winterraps erstellten Modell nahezu alle in dem für das menschliche Auge sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierten Wellenlängen einen signifikanten Beitrag. Diese Beobachtung deckt sich mit den in der Wintergerste getroffenen Beobachtungen. Wie bereits beim Winterweizen beobachtet leisten auch zu dem für die Schätzung der Parzellenerträge in Winterraps erstellten Modell einzelne im nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums lokalisierte Wellenlängen einen signifikanten Beitrag. Ein spezifischer Trend bezüglich der signifikanten Beiträge zu den erstellten Modellen lässt sich über die drei Fruchtarten nicht ableiten.

Mithilfe des für die Schätzung der Parzellenerträge in Wintergerste aufgestellten Modells konnte zwischen den geschätzten und den mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Parzellenerträgen sowohl in der Kalibrierung als auch in der Validierung ein enger Zusammenhang ermittelt werden (vgl. Abbildung 67). Die in Tabelle 4 abgetragenen und in den fünf Testsetvalidierungen ermittelten Maßzahlen weisen eine vergleichsweise geringe Streuung auf. Zudem

konnte die mithilfe der Kreuzvalidierung validierte Schätzgenauigkeit des aufgestellten Kalibriermodells auch in den Testsetvalidierungen bestätigt werden. Die geringe Streuung der statistischen Maßzahlen und die Tatsache, dass die in der Validierung ermittelte Schätzgenauigkeit auch in allen fünf Testsetvalidierungen bestätigt werden konnten, sprechen grundsätzlich für eine robuste und zuverlässige Schätzung der Parzellenerträge der Wintergerste mithilfe der aufgestellten Kalibriermodelle. Die Spannweite der errechneten RPD-Werte liegt zwischen 1,59 und 1,94. Demnach würde eine Schätzung der Parzellenerträge der Wintergerste mithilfe spektroskopischer Verfahren nach WILLIAMS (2014) nicht empfohlen.

Der Zusammenhang zwischen den geschätzten und den mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Parzellenerträgen des Winterweizens ist verglichen mit dem in der Wintergerste ermittelten Zusammenhang weniger eng ausgeprägt (vgl. Abbildung 135). Tabelle 10 verdeutlicht, dass die in den fünf Testsetvalidierungen ermittelten Werte des RMSEP und des SEP auf dem Niveau der im Rahmen der Schätzung der Parzellenerträge der Wintergerste vorgenommenen Testsetvalidierungen liegen. Das Bestimmtheitsmaß hingegen reicht nicht an das Niveau der in der Wintergerste vorgenommenen Testsetvalidierungen heran und ist zudem stärkeren Schwankungen unterworfen. Die für die Schätzung der Parzellenerträge in Winterweizen erstellten Kalibriermodelle sind verglichen mit den für die Schätzung der Parzellenerträge in Wintergerste erstellten Kalibriermodellen somit als weniger zuverlässig und weniger robust anzusehen. Auch die ermittelten RPD-Werte liegen bei den im Winterweizen durchgeführten Testsetvalidierungen unter dem Niveau der im Rahmen der in der Wintergerste durchgeführten Testsetvalidierungen. Wie auch in der Wintergerste würde eine Schätzung der Parzellenerträge in Winterweizen mithilfe der in den Untersuchungen dieser Arbeit durchgeführten Verfahrensweisen nach WILLIAMS (2014) nicht empfohlen.

Abbildung 157 zeigt, dass zwischen den geschätzten und den mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Parzellenerträgen des Winterrapses sowohl in der Kalibrierung als auch in der Validierung lediglich ein schwacher Zusammenhang besteht. Die von Kalibrierung und Kreuzvalidierung ermittelten Maßzahlen konnten in den Testsetvalidierungen bestätigt werden (vgl. Tabelle 11). Lediglich bei einer der fünf Testsetvalidierungen konnte kein Bestimmtheitsmaß angegeben werden. Wie bereits bei der Schätzung der Parzellenerträge in der Wintergerste und im Winterweizen würde eine Schätzung der Parzellenerträge im Winterraps nach WILLIAMS (2014) aufgrund des niedrigen Niveaus der ermittelten RPD-Werte nicht empfohlen.

Der Vergleich der Abbildung 67 und der Tabelle 6 macht deutlich, dass mittels PLS-Regression eine präzisere Schätzung der Parzellenerträge der Wintergerste möglich ist als mithilfe der ausgewählten Vegetationsindices. Während die PLS-Regression das volle Spektrum des bildgebenden Hyperspektralsensors nutzt werden für die Berechnung der Vegetationsindices le-

diglich Informationen einzelner Wellenlängen kombiniert. Die Präzision der Schätzung der Parzellenerträge der Wintergerste konnte durch die Ausschöpfung des gesamten Spektrums des bildgebenden Hyperspektralsensors somit gesteigert werden. Ein identisches Bild ergibt sich im Winterweizen. Wie die Abbildung 135 und die Tabelle 13 zeigen wird die Präzision der Schätzung der Parzellenerträge durch die Ausschöpfung des vollen Spektrums auch in dieser Kultur gesteigert. Die Differenzen in der Schätzgenauigkeit sind jedoch nicht so stark ausgeprägt wie in der Wintergerste. Im Winterraps hingegen kann die Schätzung mittels PLS-Regression verglichen mit der Schätzung mithilfe der Vegetationsindices keine Steigerung der Schätzgenauigkeit herbeiführen.

5.5.2. Einordnung der Resultate in den wissenschaftlichen Kontext

In den Untersuchungen dieser Promotionsarbeit wurde die Eignung eines an einem UAV montierten bildgebenden Hyperspektralsensors für die Schätzung von Parzellenerträgen in Wintergerste, Winterweizen und Winterraps analysiert. Die Schätzungen wurden mithilfe von das gesamte Spektrum des Sensors ausnutzenden PLS-Regressionsmodellen vorgenommen.

NEBIKER et al. (2016) verwendeten einen an einem UAV montierten Multispektralsensor um Parzellenerträge in Raps und Gerste zu schätzen. In den beflogenen Feldversuchsanlagen wurden unterschiedliche Sorten beider Kulturen in je zwei Fungizidintensitäten geprüft. Die Referenzdaten wurden mithilfe eines Parzellenmähdreschers generiert. Mithilfe der Multispektraldaten berechneten die Autoren unterschiedliche Vegetationsindices und ermittelten ihren jeweiligen Zusammenhang zu den Ertragsdaten. Die Versuchsanlage im Raps wurde etwa zwei Wochen vor der Beerntung beflogen. Die Autoren berechneten für jede Parzelle den NDVI und korrelierten ihn mit dem jeweiligen Parzellenertrag. Innerhalb des mit Fungiziden behandelten Blocks konnte zwischen den ermittelten Kornerträgen und dem jeweiligen NDVI über alle Sorten eine Korrelation von 0,78 ermittelt werden. Die Korrelation innerhalb des nicht mit Fungiziden behandelten Blocks war schwächer ausgeprägt und betrug lediglich 0,35. Die Feldversuchsanlage in der Wintergerste wurde am 28.05.2015 beflogen. Aus den im Rahmen der Befliegung gewonnenen Daten wurden die drei Vegetationsindices NDVI, GNDVI und NDRE berechnet und mit den Parzellenerträgen korreliert. Die Untersuchungen zeigten, dass die Güte der Korrelation zwischen den Vegetationsindices und den Parzellenerträgen und damit die Qualität der Ertragsschätzung in hohem Maße von der jeweiligen Sorte abhängig waren. Über alle Sorten hinweg zeigte der NDRE hinsichtlich der Korrelation zwischen den Indexwerten und den Referenzerträgen die besten Eigenschaften.

PREY et al. (2020) untersuchten, ob mithilfe von Vegetationsindices eine Erfassung spezifischer, in Beziehung mit dem Kornertrag und der Stickstoffaufnahme stehender Pflanzenmerkmale in ertragreichen Zuchtstämmen des Winterweizens und auf diese Weise insbesondere

eine Schätzung des Kornertrages und der Effizienz der Stickstoffaufnahme möglich ist. In Summe betrachteten die Autoren 48 Vegetationsindices vom sichtbaren über den Red-Edge-Bereich bis in den nahinfraroten Bereich des elektromagnetischen Spektrums hinein. Die Vegetationsindices wurden auf Basis hyperspektral erfasster Daten berechnet. Parallel wurde der jeweilige Pflanzenparameter mithilfe von PLSR-Modellen geschätzt. Eine terrestrische Phänotypisierungsplattform diente als Transportmedium für den verwendeten Hyperspektralsensor. Um ergänzend den Einfluss des Zeitpunktes der Datengenerierung zu ermitteln wurden die Messungen im Zeitraum von 2015 bis 2017 an insgesamt 26 Messtagen während der vegetativen und generativen Wachstumsperiode vorgenommen. Die Autoren ermittelten, dass eine Vielzahl der Merkmale durch Messungen zum Zeitpunkt der Milchreife am zuverlässigsten geschätzt werden konnte. Der engste Zusammenhang mit den geschätzten Ertragsmerkmalen konnte bei der Verwendung von Vegetationsindices erreicht werden, die die bei der Wellenlänge 970 nm lokalisierte Wasserabsorptionsbande einschlossen. Auch mithilfe von Vegetationsindices, die mithilfe von Informationen aus dem Red-Edge-Bereich berechnet werden, konnte ein enger Zusammenhang zu den Ertragsmerkmalen ausgemacht werden. Dieser war jedoch nicht so eng ausgeprägt wie bei den die Wasserabsorptionsbande einschließenden Vegetationsindices. Die am schwächsten ausgeprägten Zusammenhänge zwischen den Vegetationsindices und den Ertragsmerkmalen wurden bei Verwendung von Vegetationsindices festgestellt, die aus Wellenlängenkombinationen aus dem nahinfraroten und dem sichtbaren Bereich des elektromagnetischen Spektrums berechnet wurden. Da die Schätzung der Pflanzenmerkmale mithilfe der PLS-Regressionsmodelle die Resultate nicht bedeutend verbessern konnte betonen die Autoren, dass die Wahl optimaler Indices für die Schätzung des jeweiligen Merkmals eine bedeutende und effiziente Alternative zum Einsatz multivariater Verfahren darstellt.

Auch RISCHEBECK et al. (2016) nutzten Verfahren der multivarianten Datenanalyse um Kornerträge in unter Trockenstress leidender Sommergerste zu schätzen. Mithilfe hyperspektral erfasster Daten ermittelten die Autoren zunächst Wellenlängenkombinationen, die hohe Korrelationen mit den ermittelten Kornerträgen aufwiesen. Parallel wählten die Autoren 13 spektrale Indices, die nach den Ergebnissen bisheriger Studien eine Beziehung zur Biomasse, zum Chlorophyllgehalt im Pflanzengewebe, zum Wassergehalt oder zur Fluoreszenz des Chlorophylls aufwiesen. Die ausgewählten spektralen Indices wurden mithilfe der hyperspektral erfassten Daten berechnet und auch in diesem Falle die Korrelation mit den ermittelten Kornerträgen analysiert. Ergänzend nahmen die Autoren Thermalmessungen und Distanzmessungen vor. Aus den im Rahmen der Thermalmessungen generierten Daten wurde ein „Crop water stress index“ berechnet. Die im Rahmen der verschiedenen Messungen eingesetzten Sensoren waren an einer mobilen terrestrischen Phänotypisierungsplattform verbaut. Um die Parzellenerträge zu schätzen ließen die Autoren eine Kombination der spektralen Indices, der

Resultate der Distanzmessungen und der für den Crop water stress index ermittelten Werte sowohl in mithilfe von multipler linearer Regression aufgestellter als auch mittel PLS-Regression aufgestellter Modelle einfließen. Zudem wurden auf multipler linearer Regression und PLS-Regression basierende Modelle aufgestellt, in die ausschließlich hyperspektrale Daten einfließen. Auf diese Weise konnte der Einfluss zusätzlicher, in Kombination eingebrachter Prädiktoren auf die Güte und Zuverlässigkeit der erstellten multivariaten Modelle geprüft werden. Die Autoren betonen, dass die Güte und Zuverlässigkeit der Schätzung der erstellten Modelle durch die Kombination von Prädiktoren gesteigert werden konnte. Zudem brachte die Aufstellung der Kalibriermodelle mithilfe des PLS-Algorithmus gegenüber der Aufstellung der Modelle mithilfe multipler linearer Regression mehr Vorteile mit sich.

5.5.3. Empfehlungen für künftige Forschungsansätze

Die Schätzung der Parzellenerträge im Landessortenversuch Wintergerste erzielte mithilfe der im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit angewandten Methodik vielversprechende Resultate. Zwischen den geschätzten und den mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Parzellenerträgen im Winterweizen und im Winterraps hingegen konnte kein enger, vielversprechender Zusammenhang ermittelt werden. Die guten Resultate der Schätzung der Parzellenerträge in der Wintergerste zeigen, dass das im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit angewandte Verfahren auch in künftigen Studien angewandt werden sollte. Das Augenmerk sollte hier auf der Reproduzierbarkeit der Ergebnisse in der Wintergerste und in weiteren Kulturen und auf dem Einfluss unterschiedlicher Zeitpunkte der Datengenerierung auf das Resultat der Ertragsschätzung liegen. Der Einsatz bildgebender Hyperspektralsensoren ist in diesem Zusammenhang jedoch mit einem vergleichsweise hohen Datenanfall verbunden, der einen Einsatz im Rahmen der Hochdurchsatzphänotypisierung maßgeblich erschwert und wenig praktikabel gestaltet.

Die Schätzung der Parzellenerträge mithilfe ausgewählter Vegetationsindices erwies sich im Rahmen der Untersuchungen dieser Arbeit verglichen mit der Schätzung mittels PLS-Regression als nicht vorteilhaft. Insbesondere in der Wintergerste, aber auch im Winterweizen konnte durch die Anwendung der das gesamte Spektrum des bildgebenden Hyperspektralsensors nutzenden PLS-Regression eine höhere Schätzgenauigkeit erreicht werden. Die Studien von PREY et al. (2020) und RISCHBECK et al. (2016) zeigen jedoch, dass mithilfe von Vegetationsindices und Kombinationen aus Vegetationsindices und weiteren in Beziehung zum Kornertrag stehenden Parametern eine zuverlässige Schätzung von Erträgen möglich ist. Sofern sich eine zuverlässige Schätzung des jeweiligen Ertrages mithilfe bildgebender Hyperspektralsensoren erfolgreich gestaltet, sollte der Fokus aus diesem Grunde auf der kontinuierlichen Identifizierung relevanter Wellenlängenbereiche liegen. Auf diese Weise könnten auch einfachere Systeme wie Multispektralsensoren für die Schätzung von Erträgen verwendet werden,

die zuvor auf die jeweils relevanten Wellenlängen eingestellt wurden. Der Anfall von Datenmaterial wäre im Rahmen der Nutzung von Multispektralsensoren bedeutend geringer und das Material somit einfacher und schneller prozessierbar.

6 Zusammenfassung

Durch die rasche Zunahme der Weltbevölkerung und des Wohlstandes und des damit einhergehenden Wandels in den Essgewohnheiten hin zu steigendem Verzehr tierischer Produkte und einem steigenden Verbrauch von Biokraftstoffen wird sich die Nachfrage nach pflanzlichen Erzeugnissen in der ersten Hälfte des 21. Jahrhunderts Expertenschätzungen zufolge nahezu verdoppeln. Um diesem bedeutenden Nachfrageanstieg nachkommen zu können wird die Intensivierung der Landwirtschaft in Form der kontinuierlichen Steigerung der Flächenerträge als unausweichliche und zugleich effizienteste Methode angesehen. Gleichwohl muss die Landwirtschaft in Anbetracht einer nachhaltigen Produktionsweise den Spagat zwischen Anbauintensivierung, Qualitätssicherung und Ressourcenschutz meistern. Aufgrund der Komplexität der Zusammenhänge zwischen diesen drei genannten Disziplinen gewinnt die Beratung landwirtschaftlicher Betriebe zunehmend an Bedeutung. Die Grundlage einer jeden qualifizierten Beratung bilden repräsentative, präzise gewonnene und belastbare Versuchsergebnisse, die im Rahmen der Anlage, Betreuung und Beerntung von Feldversuchen gewonnen werden.

Im Zeitraum von deren Anlage bis nach deren Beerntung werden landwirtschaftliche Feldversuche in der Regel mehrmals auf unterschiedliche Merkmale bonitiert. In aller Regel werden die Bonituren durch geeignete Personen von Hand durchgeführt und sind aus diesem Grunde zeit- und kostenintensiv. Zudem decken sich Boniturergebnisse, die innerhalb der jeweiligen Feldversuchsanlage durch verschiedene Personen generiert wurden, aufgrund des subjektiven Einflusses lediglich in seltenen Fällen. Für das landwirtschaftliche Feldversuchswesen ergäbe sich somit ein bedeutender Zugewinn, wenn die Boniturarbeiten durch ein technisches Hilfsmittel vereinfacht werden könnten. In den Untersuchungen dieser Promotionsarbeit wird daher die Eignung eines an einem UAV als Trägerplattform montierten bildgebenden Hyperspektralsensors für die Bonitur unterschiedlicher Merkmale und für die Schätzung von Parzellerträgen in Feldversuchsanlagen analysiert.

In einer Feldversuchsanlage in Wintergerste wurden die Bestandeshöhe, der Befall mit dem pilzlichen Schaderreger Zwergrost und der Ertrag geschätzt. In einer im Winterweizen angelegten Feldversuchsanlage wurden die Bestandesdichte in Form der Anzahl Ähren je Quadratmeter, die Pflanzenlänge, der Befall mit den pilzlichen Schaderregern Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria und die Parzellenerträge geschätzt. Ergänzend wurde eine Feldversuchsanlage in Winterraps befliegen, um auch in dieser Kultur eine Schätzung der Parzellenerträge vorzunehmen. Ergänzend wurden in den drei genannten Kulturen die Zusammenhänge der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Parzellenerträge und ausgewählter Vegetationsindices analysiert.

Kapitel 2 zeigt den Forschungsstand der fernerkundungsbasierten Hochdurchsatzphänotypisierung auf. Es erörtert zunächst die Grundlagen der Fernerkundung. Im Anschluss folgt eine Vorstellung der in der Hochdurchsatzphänotypisierung eingesetzten und auf unterschiedlichen Skalenebenen messenden Sensorsysteme und eine Beschreibung deren Charakteristika. Da die Effizienz der Sensoren maßgeblich durch die Performanz der sie tragenden Plattformen beeinflusst wird, werden ergänzend die nach derzeitigem Forschungsstand in Kombination mit den beschriebenen Sensorsystemen einsetzbaren Plattformen vorgestellt. Kapitel 2 schließt mit der Beschreibung von Anwendungsfeldern, in denen die zuvor beschriebenen Sensoren und Plattformen eingesetzt werden. So werden die aufgeführten Sensoren und Plattformen nach derzeitigem Forschungsstand zur Kartierung von Nutzpflanzenbeständen, zur Analyse von Wachstumszuständen und für die Schätzung von Erträgen eingesetzt.

Kapitel 3 beschreibt zunächst die in den Untersuchungen dieser Arbeit eingesetzte technische Ausstattung und das Design der beflogenen Feldversuchsanlagen. Es folgt eine Erörterung der Prozesskette zur Generierung statistisch verwertbaren Datenmaterials. Ergänzend werden Informationen über die im Rahmen der Befliegungen generierten Datensätze bereitgestellt, sowie die Methodik der Erfassung und die Verteilung der jeweiligen Referenzwerte vorgestellt. Das Kapitel schließt mit einer Vorstellung der im Rahmen der Untersuchungen dieser Arbeit angewendeten statistischen Verfahren. So wurden die in den Fruchtarten Wintergerste, Winterweizen und Winterraps generierten Datensätze mithilfe multivariater Verfahren zunächst einer explorativen Analyse unterzogen. Die jeweiligen Boniturwerte wurden mithilfe der multivariaten Regressionsanalyse geschätzt. In der Kalibrierung wurde mithilfe der Partial Least Square Regression zunächst ein den Zusammenhang zwischen den X-Daten und den Referenzwerten beschreibende Regressionsgleichung aufgestellt. Die Validierung des jeweils aufgestellten Kalibriermodells erfolgte in einer vollen Kreuzvalidierung. Für jedes Boniturmerkmal wurde schlussendlich die Güte und Zuverlässigkeit des jeweils erstellten Kalibriermodells für die Vorhersage unbekannter Daten beurteilt.

In den Kapiteln vier und fünf werden die Resultate der mithilfe von PLS-Regressionsmodellen vorgenommenen Schätzungen der Boniturmerkmale präsentiert und in den wissenschaftlichen Kontext eingeordnet. Basierend auf dem Vergleich der im Rahmen der Untersuchungen dieser Arbeit und der in der Literatur aufgeführten Verfahrensweisen und Resultate werden für jedes im Rahmen dieser Promotionsarbeit betrachtete Merkmal Schlussfolgerungen formuliert und Empfehlungen für künftige, auf die möglichst präzise Schätzung des jeweiligen Merkmals abzielende Forschungsansätze ausgesprochen.

Schätzung von Wuchslängen in Wintergerste und Winterweizen

In Parzellen der Wintergerste konnte für die Beschreibung des Zusammenhangs zwischen den mittels PLS-Regression geschätzten und den händisch ermittelten Wuchslängen im Rahmen der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,56 bei einem RMSEC von 6,89 cm und im Rahmen der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,43 bei einem RMSECV von 7,95 cm ermittelt werden. In den fünf Testsetvalidierungen ergaben sich im Mittel ein RMSEP von 8,04 cm und ein Bestimmtheitsmaß von 0,35. Für den Zusammenhang zwischen den mittels PLS-Regression geschätzten und den händisch ermittelten Wuchslängen in Parzellen des Winterweizens ergab sich in der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,32 bei einem RMSEC von 6,03 cm und in der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,12 bei einem RMSECV von 6,91 cm. In den Testsetvalidierungen ergaben sich im Mittel ein RMSEP von 6,33 cm und ein Bestimmtheitsmaß von 0,27.

Die Resultate weiterer wissenschaftlicher Studien verdeutlichen, dass eine Schätzung von Wuchslängen in Feldversuchsanlagen bereits mithilfe klassischer RGB-Kameratechnik und/oder Distanzsensoren wie Laser- und Ultraschallsensoren möglich ist und auf diese Weise verglichen mit der im Rahmen der Untersuchungen dieser Promotionsarbeit vorgenommenen Schätzung von Wuchslängen mithilfe eines bildgebenden Hyperspektralsensors bedeutend bessere Resultate erzielt werden konnten. Aufgrund des vergleichsweise geringen Datenanfalls bei der Nutzung von RGB-Kameras, Distanzsensoren und Thermalkameras und der vergleichsweise geringen Investitionskosten sollten diese Systeme in künftigen, auf die Schätzung der Wuchslänge fokussierten Untersuchungen eingesetzt und eine kontinuierliche Verbesserung der Schätzgenauigkeit beim Einsatz der genannten Systeme fokussiert werden.

Schätzung der Bestandesdichte in Winterweizen

Bei der Schätzung der Bestandesdichte im Winterweizen ergab sich für den Zusammenhang zwischen den mittels PLS-Regression geschätzten und händisch ermittelten Bestandesdichten in der Kalibrierung ein RMSEC von 56,68 und ein Bestimmtheitsmaß von 0,07, in der Validierung ein RMSECV von 58,42 und ein Bestimmtheitsmaß von 0,03. Im Rahmen der Testsetvalidierungen konnten im Mittel ein RMSEP von 57,89 und ein Bestimmtheitsmaß von 0,02 erzielt werden.

Die Resultate zeigen, dass eine zuverlässige Schätzung der Bestandesdichte mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors nicht möglich war. Für die Schätzung von Bestandesdichten in Getreidebeständen wurden in weiteren wissenschaftlichen Studien klassische RGB- und Thermalkameras eingesetzt. Auf diese Weise konnten verglichen mit der Schätzung von Bestandesdichten mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors bedeutend bessere Resultate erzielt werden. Aufgrund des vergleichsweise geringen Datenanfalls bei der Nutzung von

RGB-Kameras, Distanzsensoren und Thermalkameras und der vergleichsweise geringen Investitionskosten sollten diese Systeme in künftigen, auf die Schätzung der Bestandesdichte in Getreidebeständen und der Wuchslänge fokussierten Untersuchungen eingesetzt und eine kontinuierliche Verbesserung der Schätzgenauigkeit beim Einsatz der genannten Systeme ins Auge gefasst werden.

Schätzung des Befalls mit pilzlichen Schaderregern

Der Befall von Parzellen der Wintergerste mit Zwergrost konnte mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors nicht zuverlässig geschätzt werden. Für den Zusammenhang zwischen dem mittels PLS-Regression geschätzten und dem von Hand bonitierten mittleren prozentualen Zwergrostbefall konnte in der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,65 und in der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,58 ermittelt werden. Die fünf Testsetvalidierungen ergaben im Mittel ein Bestimmtheitsmaß von 0,57.

Eine zuverlässige Schätzung des Befalls von Parzellen des Winterweizens mit Gelbrost, Braunrost und Blattseptoria war mithilfe des bildgebenden Hyperspektralsensors ebenfalls nicht möglich. Für den Zusammenhang zwischen dem mittels PLS-Regression geschätzten und dem von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befall mit Gelbrost konnte in der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,17 und in der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,09 ermittelt werden. Die fünf Testsetvalidierungen ergaben im Mittel ein Bestimmtheitsmaß von 0,19. Zwischen dem mittels PLS-Regression geschätzten und dem von Hand bonitierten mittleren prozentualen Braunrostbefall konnte sowohl in der Kalibrierung als auch in der Validierung kein Zusammenhang festgestellt werden. So ergab sich in der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von Null. Die Validierung und die Testsetvalidierungen ergaben kein Bestimmtheitsmaß. Für den Zusammenhang zwischen dem mittels PLS-Regression geschätzten und dem von Hand bonitierten mittleren prozentualen Befall mit Blattseptoria zeigte sich in der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,16 und in der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,1. Die Testsetvalidierungen wiesen lediglich bei einer der fünf Testsetvalidierungen ein Bestimmtheitsmaß auf ($R^2=0,04$).

Künftige Untersuchungen, die mithilfe bildgebender Hyperspektralsensoren durchgeführt werden, sollten sich zunächst unter kontrollierten und anschließend unter Feldbedingungen auf die Identifizierung von Wellenlängen konzentrieren, die für die Erkennung und Quantifizierung des Befalls mit dem jeweiligen pilzlichen Schaderreger relevant sind. Mithilfe der potenziell relevanten Wellenlängen könnten Indices entwickelt werden, die eine erregerspezifische Erkennung und Quantifizierung von Pilzbefall gestatten. Diese könnten auch geringere Datenmengen generieren und den kostengünstigeren Einsatz von Multispektralsensoren für die Erkennung und Quantifizierung von Pilzbefall ermöglichen.

Schätzung von Parzellenerträgen

Für die Beschreibung des Zusammenhangs zwischen den mittels PLS-Regression geschätzten und den mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Parzellenerträgen der Wintergerste zeigte sich in der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,84, in der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,72 und in den Testsetvalidierungen im Mittel ein Bestimmtheitsmaß von 0,69. Für die Beschreibung des Zusammenhangs der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher generierten Parzellenerträge des Winterweizens ergab sich in der Kalibrierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,32, in der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,29 und in den Testsetvalidierungen im Mittel ein Bestimmtheitsmaß von 0,27. Für die Beschreibung des Zusammenhangs der mittels PLS-Regression geschätzten und der mittels Parzellenmähdrescher ermittelten Parzellenerträge im Winterraps konnte in der Kalibrierung im Mittel ein Bestimmtheitsmaß von 0,15, in der Validierung ein Bestimmtheitsmaß von 0,12 und in den Testsetvalidierungen im Mittel ein Bestimmtheitsmaß von 0,13 ermittelt werden.

Im Winterraps brachte die das volle Spektrum des bildgebenden Hyperspektralsensors ausschöpfende Schätzung der Parzellenerträge mittels PLS-Regression verglichen mit der Ertragsschätzung mithilfe der ausgewählten Vegetationsindices in Bezug auf die Schätzgenauigkeit keine Vorteile mit sich. In der Wintergerste und im Winterweizen hingegen war durch die Anwendung der PLS-Regression eine präzisere Schätzung der Parzellenerträge möglich. Künftige Studien sollten sich dennoch weiterhin mit dem Zusammenhang zwischen bereits existierenden Vegetationsindices und dem jeweiligen Ertrag beschäftigen und die Auswirkungen der Kombination von Vegetationsindices mit weiteren, für die Ertragsbildung relevanten Pflanzenparametern auf die Genauigkeit der Ertragsschätzung prüfen. Sofern Vegetationsindices gefunden würden die einen engen Zusammenhang mit dem Ertrag aufweisen könnten für die Schätzung von Erträgen auch kostengünstigere Systeme wie beispielsweise Multispektralsensoren eingesetzt werden. Bei deren Nutzung würde zudem bedeutend weniger Datenmaterial anfallen und die Prozessierbarkeit auf diese Weise maßgeblich erleichtert und beschleunigt werden.

7 Summary

Due to the rapid increase in the world's population and wealth, and the accompanying change in eating habits towards increasing consumption of animal products and biofuels, experts estimate that the demand for plant products will almost double in the first half of the 21st century. In order to meet this significant increase in demand, intensification of agriculture in the form of continuous increase in yields per hectare is seen as the inevitable and at the same time the most efficient method. Nevertheless, in view of a sustainable production method, agriculture must master the balancing act between intensification of cultivation, quality assurance and resource protection. Due to the complexity of the interrelationships between these three disciplines, the provision of advice to farms is becoming increasingly important. The basis of any qualified advisory service is formed by representative, precisely obtained and reliable trial results, which are obtained within the framework of the establishment, supervision and harvesting of field trials.

In the period from their establishment to their harvesting, agricultural field trials are usually assessed several times for different characteristics. As a rule, the assessments are carried out manually by suitable persons and are therefore time-consuming and cost-intensive. In addition, due to the subjective influence of different persons within the respective field trial site, the results of the assessments rarely coincide. For agricultural field trials, there would be a significant gain if the assessment work could be simplified by a technical tool. In the investigations of this doctoral thesis, the suitability of an imaging hyperspectral sensor mounted on a UAV as a carrier platform for the assessment of different traits and for the estimation of plot yields in field trials is analysed.

In a field trial in winter barley, stand height, infestation with the fungal pathogen dwarf rust and yield were estimated. In a field trial in winter wheat, the stand density in the form of the number of ears per square metre, the plant length, the infestation with the fungal pathogens yellow rust, brown rust and leaf septoria and the plot yields were estimated. In addition, a field trial in winter rape was flown in order to estimate the plot yields in this crop as well. In addition, the correlations between the plot yields determined by the plot combine and selected vegetation indices were analysed in the three crops mentioned.

Chapter 2 presents the state of research in remote sensing-based high-throughput phenotyping. It first discusses the basics of remote sensing. This is followed by a presentation of the sensor systems used in high-throughput phenotyping, which measure at different scale levels, and a description of their characteristics. Since the efficiency of the sensors is significantly influenced by the performance of the platforms carrying them, the platforms that can be used in combination with the described sensor systems according to the current state of research

are also presented. Chapter 2 concludes with a description of the fields of application in which the sensors and platforms described above are used. According to the current state of research, the sensors and platforms listed are used for mapping crop stands, analysing growth conditions and estimating yields.

Chapter 3 first describes the technical equipment used in the investigations of this thesis and the design of the flown field test facilities. This is followed by a discussion of the process chain for generating statistically usable data material. In addition, information is provided on the data sets generated in the course of the aerial flights, as well as the methodology of collection and the distribution of the respective reference values. The chapter concludes with a presentation of the statistical methods used in the investigations of this thesis. The data sets generated for the crops winter barley, winter wheat and winter oilseed rape were first subjected to an exploratory analysis using multivariate methods. The respective score values were estimated with the help of multivariate regression analysis. In the calibration, a regression equation describing the relationship between the X-data and the reference values was first established using partial least square regression. The validation of the calibration model set up in each case was carried out in a full cross-validation. Finally, the quality and reliability of the respective calibration model for the prediction of unknown data was assessed for each scoring characteristic.

In chapters four and five, the results of the estimation of the bonit characteristics using PLS regression models are presented and placed in the scientific context. Based on the comparison of the methods and results obtained during the research of this thesis and those reported in the literature, conclusions are formulated for each trait considered in this doctoral thesis and recommendations are made for future research approaches aimed at estimating the respective trait as precisely as possible.

Prediction of growth lengths in winter barley and winter wheat

In plots of winter barley, a coefficient of determination of 0.56 with an RMSEC of 6.89 cm could be determined for the description of the correlation between the growth lengths estimated by PLS regression and the manually determined growth lengths during calibration and a coefficient of determination of 0.43 with an RMSECV of 7.95 cm during validation. In the five test set validations, an average RMSEP of 8.04 cm and a coefficient of determination of 0.35 were obtained. For the correlation between the growth lengths estimated by PLS regression and the manually determined growth lengths in winter wheat plots, a coefficient of determination of 0.32 with an RMSEC of 6.03 cm was obtained in the calibration and a coefficient of determination of 0.12 with an RMSECV of 6.91 cm in the validation. In the test set validations, the mean RMSEP was 6.33 cm and the coefficient of determination was 0.27.

The results of further scientific studies show that it is already possible to estimate growth lengths in field trials using classic RGB camera technology and/or distance sensors such as laser and ultrasound sensors, and that significantly better results could be achieved in this way compared to the estimation of growth lengths using an imaging hyperspectral sensor carried out as part of the investigations in this doctoral thesis. Due to the comparatively low amount of data generated when using RGB cameras, distance sensors and thermal cameras and the comparatively low investment costs, these systems should be used in future investigations focussing on the estimation of growth length and a continuous improvement of the estimation accuracy when using the systems mentioned should be focussed on.

Prediction of stand density in winter wheat

When estimating the stand density in winter wheat, the correlation between the stand densities estimated by PLS regression and those determined by hand was found to have an RMSEC of 56.68 and a coefficient of determination of 0.07 in the calibration, and an RMSECV of 58.42 and a coefficient of determination of 0.03 in the validation. In the test set validations, an average RMSEP of 57.89 and a coefficient of determination of 0.02 were achieved.

The results show that a reliable estimation of stand density using the imaging hyperspectral sensor was not possible. For estimating stand densities in cereal stands, classical RGB and thermal cameras were used in further scientific studies. In this way, significantly better results could be achieved compared to estimating stand densities using the imaging hyperspectral sensor. Due to the comparatively low amount of data generated when using RGB cameras, distance sensors and thermal cameras and the comparatively low investment costs, these systems should be used in future studies focussing on the estimation of stand density in cereal stands and growth length, and a continuous improvement of the estimation accuracy when using the systems mentioned should be envisaged.

Prediction of the infestation with fungal pathogens

The infestation of winter barley plots with dwarf rusts could not be reliably estimated using the imaging hyperspectral sensor. For the correlation between the PLS regression estimated and the hand-counted mean percentage of dwarf rye infestation, a coefficient of determination of 0.65 could be determined in the calibration and a coefficient of determination of 0.58 in the validation. The five test set validations resulted in an average coefficient of determination of 0.57.

A reliable estimate of the infestation of winter wheat plots with yellow rust, brown rust and leaf septoria was also not possible using the imaging hyperspectral sensor. For the correlation between the PLS regression estimated and the hand-scored mean percent infestation with

yellow rust, a coefficient of determination of 0.17 could be determined in the calibration and a coefficient of determination of 0.09 in the validation. The five test set validations resulted in an average coefficient of determination of 0.19. No correlation was found between the mean percentage brown rust infestation estimated using PLS regression and the mean percentage brown rust infestation assessed by hand, either in the calibration or in the validation. Thus, the coefficient of determination in the calibration was zero. The validation and the test set validations did not yield a coefficient of determination. The correlation between the mean percentage infestation with leaf septoria estimated using PLS regression and the mean percentage infestation measured by hand showed a coefficient of determination of 0.16 in the calibration and 0.1 in the validation. The test set validations only showed a coefficient of determination for one of the five test set validations ($R=0.04$).

Future studies using imaging hyperspectral sensors should focus on the identification of wavelengths relevant for the detection and quantification of fungal pathogen infestation, first under controlled and then under field conditions. Using the potentially relevant wavelengths, indices could be developed that allow pathogen-specific detection and quantification of fungal infestations. These could also generate smaller amounts of data and enable the more cost-effective use of multispectral sensors for the detection and quantification of fungal infestations.

Prediction of plot yields

For the description of the correlation between the plot yields of winter barley estimated by PLS regression and those determined by plot combine, a coefficient of determination of 0.84 was found in the calibration, a coefficient of determination of 0.72 in the validation and a coefficient of determination of 0.69 on average in the test set validations. For the description of the correlation between the plot yields of winter wheat estimated by PLS regression and those generated by plot combine, the calibration yielded a coefficient of determination of 0.32, the validation a coefficient of determination of 0.29 and the test set validations an average coefficient of determination of 0.27. The results of the calibration of the PLS regression and the validation of the plot yields generated by plot combine yielded a coefficient of determination of 0.32 and an average coefficient of determination of 0.27, respectively. For the description of the correlation between the plot yields in winter oilseed rape estimated using PLS regression and those determined using the plot combine, a coefficient of determination of 0.15 was determined on average in the calibration, a coefficient of determination of 0.12 in the validation and a coefficient of determination of 0.13 on average in the test set validations.

In winter oilseed rape, the estimation of the plot yields using PLS regression and the full spectrum of the imaging hyperspectral sensor did not bring any advantages in terms of estimation accuracy compared to the yield estimation using the selected vegetation indices. In winter

barley and winter wheat, on the other hand, a more precise estimation of plot yields was possible by using PLS regression. Future studies should nevertheless continue to look at the relationship between existing vegetation indices and the respective yield and examine the effects of combining vegetation indices with other plant parameters relevant to yield formation on the accuracy of yield estimation. If vegetation indices were found to be closely related to yield, less expensive systems such as multispectral sensors could be used to estimate yields. The use of such systems would also result in significantly less data material and thus facilitate and accelerate the processability.

8 Literaturverzeichnis

- AASEN, H.; BURKART, A.; BOLTEN, A.; BARETH, G. (2015): Generating 3D hyperspectral information with lightweight UAV snapshot cameras for vegetation monitoring: From camera calibration to quality assurance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108, 245-259.
- ALBERTZ, J. (2009): Einführung in die Fernerkundung – Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern. WBG (Wissenschaftliche Buchgesellschaft), Darmstadt.
- ANGELOPOULOU, T.; BALAFOUTIS, A.; ZALIDIS, G.; BOCHTIS, D. (2020): From laboratory to proximal sensing spectroscopy for soil organic carbon estimation - A review. *Sustainability*, 12 (2), 443-467.
- ARAUS, J.L.; KEFAUVER, S.C.; ZAMAN-ALLAH, M.; OLSEN, M.S.; CAIRNS, J.E. (2018): Translating high-throughput phenotyping into genetic gain. *Trends in Plant Science*, 23 (5), 451-466.
- ARFAN, M.; ATHAR, H.R.; ASHRAF, M. (2007): Does exogenous application of salicylic acid through the rooting medium modulate growth and photosynthetic capacity in two differently adapted spring wheat cultivars under salt stress? *Journal of Plant Physiology*, 164 (6), 685-694.
- ATZBERGER, C. (2013): Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sensing*, 5 (2), 949-981.
- ATZBERGER, C.; GUERIF, M.; BARET, F.; WERNER, W. (2010): Comparative analysis of three chemometric techniques for the spectroradiometric assessment of canopy chlorophyll content in winter wheat. *Computers and Electronics in Agriculture*, 73 (2), 165-173.
- AZAR, R.; VILLA, P.; STROPPIANA, D.; CREMA, A.; BOSCHETTI, M.; Brivio, P.A. (2016): Assessing in-season crop classification performance using satellite data: a test case in Northern Italy. *European Journal of Remote Sensing*, 49 (1), 361-380.
- BALUJA, J.; DIAGO, M.P.; BALDA, P.; ZORER, R.; MEGGIO, F.; MORALES, F.; TARDAGUILA, J. (2012): Assessment of vineyard water status variability by thermal and multispectral imagery using an unmanned aerial vehicle (UAV). *Irrigation Science*, 30 (6), 511-522.
- BANERJEE, K.; KRISHNAN, P.; MRIDHA, N. (2018): Application of thermal imaging of wheat crop canopy to estimate leaf area index under different moisture stress conditions. *Biosystems Engineering*, 166, 13-27.

- BARET, F.; GUYOT, G. (1991): Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35 (2-3), 161-173.
- BARET, F.; HOULÈS, V.; GUÉRIF, M. (2007): Quantification of plant stress using remote sensing observations and crop models: the case of nitrogen management. *Journal of Experimental Botany*, 58 (4), 869-880.
- BARMEIER, G.; MISTELE, B; SCHMIDHALTER, U. (2016): Referencing laser and ultrasonic height measurements of barley cultivars by using a herbometre as standard. *Crop & Pasture Science*, 67, 1215-1222.
- BARMEIER, G.; SCHMIDHALTER, U. (2017): High-Throughput field phenotyping of leaves, leaf sheaths, culms and ears of spring barley cultivars at anthesis and dough ripeness. *Frontiers in Plant Science*, 8, 1920.
- BARNES, E.M.; CLARKE, T.R.; RICHARDS, S.E.; COLAIZZI, P.D.; HABERLAND, J.; KOSTRZEWSKI, M.; WALLER, P.; CHOI, C.; RILEY, E.; THOMPSON, T.; et al. (2000): Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data. *Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture*, Bloomington, MN, USA, 1619.
- BAUER, M.E.; CIPRA, J.E. (1973): Identification of agricultural crops by computer processing of ERTS MSS data. *LARS Technical Reports*, Purdue University: West Lafayette, IN, USA, p. 20.
- BECKER, H. (2011): *Pflanzenzüchtung*. Verlag Eugen Ulmer, Stuttgart.
- BECKER- Reshef, I.; JUSTICE, C.; SULLIVAN, M.; VERMOTE, E.; TUCKER, C.; ANYAMBA, A.; SMALL, J.; PAK, E.; MASUOKA, E.; SCHMALTZ, J.; HANSEN, M.; PITTMAN, K.; BIRKETT, C.; WILLIAMS, D.; REYNOLDS, C.; DOORN, B. (2010): Monitoring global cropland with coarse resolution earth observations: The global agriculture monitoring (GLAM) projekt. *Remote Sensing*, 2 (6), 1589-1609.
- BEHMANN, J.; ACEBRON, K.; EMIN, D.; BENNERTZ, S.; MATSUBARA, S.; THOMAS, S.; BOHNENKAMP, D.; KUSKA, M.T.; JUSSILA, J.; SALO, H.; MAHLEIN, A.-K.; RASCHER, U. (2018): Specim IQ: Evaluation of a new, miniaturized handheld hyperspectral camera and its application for plant phenotyping and disease detection. *Sensors*, 18 (2), 441.
- BENDIG, J.; BOLTEN, A.; BARETH, G. (2013): UAV- based imaging for multi- temporal, very high resolution crop surface models to monitor crop growth variability. *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation*, 6, 551-562.

- BERNI, J.A.J.; ZARCO- TEJADA, P.J.; SUÁREZ, L.; FERERES. E. (2009): Thermal and narrowband multispectral remote sensing for vegetation monitoring from an unmanned aerial vehicle. *IEEE Transactions on geoscience and Remote Sensing*, 47 (3), 722-738.
- BERRY, P.M.; STERLING, M.; SPINK, J.H.; BAKER, C.J.; SYLVESTER-BRADLEY; R.; MOONEY, S.J.; TAMS, A.R.; ENNOS, A.R. (2004): Understanding and reducing lodging in cereals. *Advances in Agronomy*, 84 (4), 215-269.
- BIRADAR, C.M.; THENKABAIL, P.S.; NOOJIPADY, P.; LI, Y.; DHEERAVATH, V.; TURRAL, H.; VELPURI, M.; GUMMA, M.K.; GANGALAKUNTA, O.R.P.; Cai, X.L.; XIAO, X.; SCHULL, M.A.; ALANKARA, R.D.; GUNASINGHE, S.; MOHIDEEN, S. (2009): A global map of rainfed cropland areas (GMRCA) at the end of last millennium using remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11 (2), 114-129.
- BISKUP, B.; SCHARR, H.; SCHURR, U.; RASCHER, U. (2007): A stereo imaging system for measuring structural parameters of plant canopies. *Plant, Cell & Environment*, 30 (10), 1299-1308.
- BUNDESMINISTERIUM FÜR ERNÄHRUNG UND LANDWIRTSCHAFT (2020): BMEL-Statistik: Anbau, Ertrag und Ernte der Feldfrüchte. Statistik und Berichte des BMEL. URL: <https://www.bmel-statistik.de/landwirtschaft/tabellen-zur-landwirtschaft>. Letztes Abrufdatum: 28.01.2022.
- BOHNENKAMP, D.; PAULUS, S.; MAHLEIN, A.-K. (2019): Geometrische und spektrale Erfassung von Bestandeseigenschaften zur Phänotypisierung von Zuckerrüben und Weizen. Sonderheft 14. Göttinger Zuckerrüben tagung, *Sugar Industry*, 144, 30-35.
- BOUVET; A.; LE TOAN, T. (2011): Use of ENVISAT/ASAR wide-swath data for timely rice fields mapping in the Mekong River Delta. *Remote Sensing of Environment*, 115 (4), 1090-1101.
- BROWN, M.; MAJUMDER, A.; YANG, R. (2005): Camera-based calibration techniques for seamless multi- projector displays. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 11 (2), 193-206.
- BUNDESSORTENAMT (2000): Richtlinien für die Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen. *Landbuch Verlagsgesellschaft mbH*, Hannover.
- CHAPMAN, S.C.; MERZ, T.; CHAN, A.; JACKWAY, P.; HRABAR, S.; DRECCER, M.F.; HOLLAND, E.; ZHENG, B.; LING, T.J.; JIMENEZ-BERNI, J. (2014): Pheno-Copter: A low-altitude, autonomous remote-sensing robotic helicopter for high-throughput field-based phenotyping. *Agronomy*, 4 (2), 279-301.

- CHAUHAN, S.; DARVISHZADEH, R.; BOSCHETTI, M.; NELSON, A. (2020): Estimation of crop angle of inclination for lodged wheat using multi-sensor SAR data. *Remote sensing of environment*, 236, S. 111488.
- CHEN, X.M. (2005): Epidemiology and control of stripe rust [*Puccinia striiformis* f. sp. *tritici*] on wheat. *Canadian Journal of Plant Pathology*, 27 (3), 314-337.
- CHOUDHURY, I.; CHAKRABORTY, M. (2006): SAR signature investigation of rice crop using RADARSAT data. *International Journal of Remote Sensing*, 27 (3), 519-534.
- CLEVERS, J.G.P.W. (1986): Application of remote sensing to agricultural field trials. Dissertation. Agricultural University Wageningen Papers 86-4.
- COINTAULT, F., GUERIN, D., GUILLEMIN, J_P. & CHOPINET, B. (2008): In-field *Triticum aestivum* ear counting using colour-texture image analysis. *New Zealand Journal of Crop and Horticultural Science*, 36 (2), 117-130.
- COLWELL, R.N. et al. (1963): Basic matter and energy relationships involved in remote reconnaissance. *Photogrammetric Engineering* 29 (5), 761-799.
- COMAR, A.; BURGER, P.; DE SOLAN, B.; BARET, F.; DAUMARD, F.; HANOCQ, J.-F. (2012): A semi-automatic system for high throughput phenotyping wheat cultivars in-field conditions: description and first results. *Functional Plant Biology*, 39 (11), 914-924.
- CORNELISSEN, J.H.C.; LAVOREL, S.; GARNIER, E.; DIAZ, S.; BUCHMANN, N.; GURVICH, D.E.; REICH, P.B.; STEEGE, H.T.; MORGAN, H.D.; VAN DER HEIJDEN, M.G.A.; et al. (2003): A handbook of protocols for standardised and easy measurement of plant functional traits worldwide. *Australian Journal of Botany*, 51, 335-380.
- DE LANGE, N. (2020): *Geoinformatik in Theorie und Praxis – Grundlagen von Geoinformationssystemen, Fernerkundung und digitaler Bildverarbeitung*. Springer Verlag, Berlin.
- DEVADAS, R., et al. (2009): Evaluating ten spectral vegetation indices for identifying rust infection in individual wheat leaves. *Precision Agriculture*, 10 (6), 459-470.
- DIEPENBROCK, W.; ELLMER, F.; LÉON, J. (2009): *Ackerbau, Pflanzenbau und Pflanzenzüchtung*. Verlag Eugen Ulmer, Stuttgart.
- DONG, J.; XIAO, X.; KOU, W.; QIN, Y.; ZHANG, G.; LI, L.; JIN, C.; ZHOU, Y.; WANG, J.; BIRADAR, C.; LIU, J.; III, B.M. (2015): Tracking the dynamics of paddy rice planting area in 1986-2010 through time series Landsat images and phenology-based algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 160, 99-113.

- FAHLGREN, N.; GEHAN, M.A.; BAXTER, I. (2015): Lights, camera, action: high-throughput plant phenotyping is ready for a close-up. *Current Opinion in Plant Biology*, 24, 93-99.
- FANG, Y.; RAMASAMY, R.P. (2015): Current and prospective methods for plant disease detection. *Biosensors*, 5 (3), 537-561.
- FERNANDEZ-GALLEGO, J.A.; KEFAUVER, S.C.; GUTIÉRREZ, N.A.; NIETO- TALADRIZ, M.T.; ARAUS, J.L. (2018): Wheat ear counting in field- conditions: high throughput and low- cost approach using RGB images. *Plant Methods*, 14:22.
- FERNANDEZ-GALLEGO, J.A.; BUCHAILLOT, M.L.; GUTIÉRREZ, N.A.; NIETO- TALADRIZ, M.T.; ARAUS, J.L.; KEFAUVER, S.C. (2019): Automatic wheat ear counting using thermal imagery. *Remote Sensing*, 11 (7), 751-764.
- FIORANI, F.; SCHURR, U. (2013): Future scenarios for plant phenotyping. *Annual review of plant biology*, 64, 267-291.
- GAUSSORGUES, G. (1984): *La thermographie infrarouge: Principes-technologie-application. Technique et Documentation, Lavoisier, Paris.*
- GEIPEL, J.; LINK, J.; WIRWAHN, J.A.; CLAUPEIN, W. (2016): A programmable aerial multispectral camera system for in-season crop biomass and nitrogen content estimation. *Agriculture*, 6 (1), 4-23.
- GHAZALI, M.F.; WIKANTIKA, K.; HARTO, A.B.; KONDOH, A. (2020): Generating soil salinity, soil moisture, soil pH from satellite imagery and its analysis. *Information Processing in Agriculture*, 7 (2), 294-306.
- GITELSON, A.A.; GRITZ, Y.; MERZLYAK, M.N. (2003): Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology*, 160, 271-282.
- GJUVSLAND, A.B., et al. (2013): Bridging the genotype-phenotype gap: what does it take? *The Journal of Physiology*, 591 (8), 2055-2066.
- GNÄDINGER, F.; SCHMIDHALTER, U. (2017): Digital counts of maize plants by unmanned aerial vehicles (UAVs). *Remote Sensing*, 9 (6), 554-569.
- GODFRAY, H.C.J. et al. (2010): Food security: The challenge of feeding 9 billion people. *Science*, 327 (5967), 812-818.
- GOGOI, N.K.; DEKA, B.; BORA, L.C. (2018): Remote sensing and its use in detection and monitoring plant diseases: A review. *Agricultural Reviews*, 39 (4), 307-313.

- GÓMEZ, C.; WHITE, J.C.; Wulder, M.A. (2016): Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 116, 55-72.
- GRAF, R.; MICHEL, V.; ROßBERG, D.; NEUKAMPF, R. (2009): Definition pflanzenartspezifischer Anbaugelände für ein regionalisiertes Versuchswesen im Pflanzenbau. *Journal für Kulturpflanzen*, 61 (7), 247-253.
- GRENDÖRFFER, G.; BILL, R. (2001): Wieviel Fernerkundung braucht der Landwirt, heute und in Zukunft? 2001.
- GROß, S. (2009): Multivariate Korrektur des Temperatureinflusses in der NIR- spektroskopischen Materialfeuchtebestimmung, Dissertation, Mathematisch- naturwissenschaftliche Fakultät der Georg- August- Universität Göttingen.
- GUO, Q.; FU, B.; SHI, P.; CUDAHY, T.; ZHANG, J.; XU, H. (2017): Satellite monitoring the spatial-temporal dynamics of desertification in response to climate change and human activities across the Ordos Plateau, China. *Remote Sensing*, 9 (6), 525-545.
- GUO, A.; HUANG, W.; DONG, Y.; YE, H.; MA, H.; LIU, B.; WU, W.; REN, Y.; RUAN, C.; GENG, Y. (2021): Wheat yellow rust detection using UAV- based hyperspectral technology. *Remote Sensing*, 13 (1), 123-145.
- GUO, W.; FUKATSU, T.; NINOMIYA, S. (2015): Automated characterization of flowering dynamics in rice using field-acquired time-series RGB images. *Plant Methods*, 11 (1), 1-15.
- GUO, Q.; WU, F.; PANG, S.; ZHAO, X.; CHEN, L.; LIU, J.; XUE, B.; XU, G.; LI, L.; JING, H.; CHU, C. (2018): Crop 3D – a LiDAR based platform for 3D high-throughput crop phenotyping. *Science China Life Sciences*, 61(3), 328-339.
- GUTIERREZ, M.; REYNOLDS, M.P.; RAUN, W.R.; STONE, M.L.; KLATT, A.R. (2010): Spectral water indices for assessing yield in elite bread wheat genotypes under well-irrigated, water-stressed, and high-temperature conditions. *Crop Science*, 50(1), 197-214.
- HALLMANN, J.; QUADT-HALLMANN, A.; VON TIEDEMANN, A. (2009): *Phytomedizin*. Verlag Eugen Ulmer, Stuttgart.
- HAO, P.; TANG, H.; CHEN, Z.; LIU, Z. (2018): Early-season crop mapping using improved artificial immune network (IAIN) and Sentinel data. *PeerJ*, 6, e5431.

- HASSAN, M.A.; YANG, M.; RASHEED, A.; JIN, X.; XIA, X.; XIAO, Y.; HE, Z. (2018): Time-series multispectral indices from unmanned aerial vehicle imagery reveal senescence rate in bread wheat. *Remote Sensing*, 10 (6), 809-828.
- HECKMANN, D.; SCHLÜTER, U.; WEBER, A.P.M. (2017): Machine learning techniques for predicting crop photosynthetic capacity from leaf reflectance spectra. *Molecular Plant*, 10 (6), 878-890.
- HOFFMANN, H.; JENSEN, R.; THOMSEN, A.; NIETO, H.; RASMUSSEN, J.; FRIBORG, T. (2016): Crop water stress maps for entire growing seasons from visible and thermal UAV imagery. *Biogeosciences*, 13 (24), 6545-6563.
- HOLMAN, F.H.; RICHE, A.B.; MICHALSKI, A.; CASTLE, M.; WOOSTER, M.J.; HAWKESFORD, M.J. (2016): High throughput field phenotyping of wheat plant height and growth rate in field plot trials using UAV based remote sensing. *Remote Sensing*, 8 (12), 1031-1054.
- HOLSTEN, S. (2004): Multisensorielle, erdnahe Erdbeobachtung – Entwicklung und Anwendung. Dissertation Universität Bremen, Fachbereich 8, Geografie.
- HONG, Y., et al. (2018): Prediction of soil organic matter by VIS-NIR spectroscopy using normalized soil moisture index as a proxy of soil moisture. *Remote Sensing*, 10 (1), 28-45.
- HOSOI, F.; OMASA, K. (2009): Estimating vertical plant area density profile and growth parameters of a wheat canopy at different growth stages using three-dimensional portable lidar imaging. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64 (2), 151-158.
- HOSOI, F.; OMASA, K. (2012): Estimation of vertical plant area density profiles in a rice canopy at different growth stages by high-resolution portable scanning lidar with a lightweight mirror. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 74, 11-19.
- HOSOI, F.; NAKABAYASHI, K.; OMASA, K. (2011): 3-D modeling of tomato canopies using a high-resolution portable scanning lidar for extracting structural information. *Sensors*, 11 (2), 2166-2174.
- HOULE, D.; GOVINDARAJU, D.R.; OMHOLT, S. (2010): Phenomics: the next challenge. *Nature reviews genetics*, 11 (12), 855-866.
- HUANG, W., et al. (2014): New optimized spectral indices for identifying and monitoring winter wheat diseases. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7 (6), 2516-2524.

- JACKSON, R.D.; REGINATO, R.J.; IDSO, S.B. (1977): Wheat canopy temperature: A practical tool for evaluating water requirements. *Water resources research*, 13 (3), 651-656.
- JIANG, H.; LI, D.; JING, W.; XU, J.; HUANG, J.; YANG, J.; CHEN, S. (2019): Early season mapping of sugarcane by applying machine learning algorithms to sentinel-1A/2 time series data: a case study in Zhanjiang City, China. *Remote Sensing*, 11 (7), 861-882.
- JIN, X., et al. (2020): High- throughput estimation of crop traits: A review of ground and aerial phenotyping platforms. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 9 (1), 200-231.
- JIN, X.; YANG, G.; XU, X.; YANG, H.; FENG, H.; LI, Z.; SHEN, J.; ZHAO, C.; LAN, Y. (2015): Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAT-2 Data. *Remote Sensing*, 7 (10), 13251-13272.
- JIN, X.; MADEC, S.; DUTARTRE, D.; DE SOLAN, B.; COMAR, A.; BARET, F. (2019): High- throughput measurements of stem characteristics to estimate ear density and above- ground biomass. *Plant Phenomics*, 2019.
- JIN, X.; LIU, S.; BARET, F.; HEMERLE, M.; COMAR, A. (2017): Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude UAV imagery. *Remote Sensing of Environment*, 198, 105-114.
- JIN, X.; KUMAR, L.; LI, Z.; FENG, H.; XU, X.; YANG, G.; WANG, J. (2018): A review of data assimilation of remote sensing and crop models. *European Journal of Agronomy*, 92, 141-152.
- JIMENEZ-BERNI, J.A.; DEERY, D.M.; ROZAS-LARRAONDO, P.; CONDON, A.G.; REBETZKE, G.J.; JAMES, R.A.; BOVILL, W.D.; FURBANK, R.T.; SIRALTY, X.R.R. (2018): High throughput determination of plant height, ground cover, and above-ground biomass in wheat with LiDAR. *Frontiers in plant science*, 9, 237.
- JONES, H.G.; SERRAJ, R.; LOVEYS, B.R.; XIONG, L.; WHEATON, A.; PRICE, A.H. (2009): Thermal infrared imaging of crop canopies for the remote diagnosis and quantification of plant responses to water stress in the field. *Functional Plant Biology*, 36 (11), 978-989.
- KALAJI, H.M.; JAJOO, A.; OUKARROUM, A.; BRESTIC, M.; ZIVCAK, M.; SAMBORSKA, I.A.; CETNER, M.D.; LUKASIK, I.; GOLTSEV, V.; LADLE, R.J. (2016): Chlorophyll a fluorescence as a tool to monitor physiological status of plants under abiotic stress conditions. *Acta physiologiae plantarum*, 38 (4), 102.

- KELLY, J.; KLJUN, N.; OLSSON, P.-O.; MIHAI, L.; LILJEBLAD, B.; WESLIEN, P.; KLEMEDTSSON, L.; EKLUNDH, L. (2019): Challenges and best practices for deriving temperature data from an uncalibrated UAV thermal infrared camera. *Remote Sensing*, 11 (5), 567.
- KESSLER, W. (2007): *Multivariate Datenanalyse für die Pharma-, Bio- und Prozessanalytik*, Wiley- VCH Verlag GmbH & Co.KGaA, Weinheim.
- KONANZ, S.; KOCSÁNYI, L.; BUSCHMANN, C. (2014): Advanced multi-color fluorescence imaging systems for detection of biotic and abiotic stresses in leaves. *Agriculture*, 4 (2), 79-95.
- KONG, Y.; FANG, S.; WU, X.; GONG, Y.; ZHU, R.; LIU, J.; PENG, Y. (2019): Novel and automatic rice thickness extraction based on photogrammetry using rice edge features. *Sensors*, 19 (24), 5561.
- KOVACHEVA, I., KERSSSEN, S., MENTRUP, D., ROSEMAN, T., BILGES, K. & RUCKELSHAUSEN, A. (2014): Bildgebende Lichtschrankensensoren zur Detektion von Pflanzenhöhen, Ähren und Grannen. *Bornimer Agrartechnische Berichte*, 88, 179-190.
- KRIZHEVSKY, A.; SUTSKEVER, I.; HINTON, G.E. (2012): ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25, 1097-1105.
- KUSSUL, N., et al. (2012): Crop area estimation in Ukraine using satellite data within the MARS project. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 3756-3759.
- LAMQADEM, A.A.; SABER, H.; PRADHAN, B. (2018): Quantitative assessment of desertification in an arid oasis using remote sensing data and spectral index techniques. *Remote Sensing*, 10, 1862.
- LI, L.; ZHANG, Q.; HUANG, D. (2014): A review of imaging techniques for plant phenotyping. *Sensors*, 14 (11), 20078-20111.
- LI, W.; NIU, Z.; CHEN, H.; LI, D.; WU, M.; ZHAO, W. (2016): Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high- resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system. *Ecological indicators*, 67, 637-648.
- LIU, L.; JI, M.; BUCHROITHNER, M. (2018): Transfer learning for soil spectroscopy based on conventional neural networks and its application in soil clay content mapping using hyperspectral imagery. *Sensors*, 18 (9), 3169.

- LIU, T.; LI, R.; ZHONG, X.; JIANG, M.; JIN, X.; ZHOU, P.; LIU, S.; SUN, C.; GUO, W. (2018): Estimates of rice lodging using indices derived from UAV visible and thermal infrared images. *Agricultural and Forest Meteorology*, 252, 144-154.
- LIU, Z.; LI, C.; WANG, Y.; HUANG, W.; DING, X.; ZHOU, B.; WU, H.; WANG, D.; SHI, J. (2011): Comparison of spectral indices and principal component analysis for differentiating lodged rice crop from normal ones. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 369, 84-92.
- LOCHNER, H.; BREKER, J. (2011): *Agrarwirtschaft - Grundstufe Landwirt*, BVL Buchverlag GmbH & Co.KG, München.
- LOCHNER, H.; BREKER, J. (2012): *Agrarwirtschaft – Fachstufe Landwirt*, BLV Buchverlag GmbH & Co. KG, München.
- MACDONALD, R.B.; HALL, F.G. (1980): Global crop forecasting. *Science*, 208 (4445), 670-679.
- MADEC, S.; JIN, X.; LU, H.; DE SOLAN, B.; LIU, S.; DUyme, F.; HERITIER, E.; BARET, F. (2019): Ear density estimation from high resolution RGB imagery using deep learning technique. *Agricultural and Forest Meteorology*, 264, 225-234.
- MAHLEIN, A.-K. (2016): Plant disease detection by imaging sensors – Parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping. *Plant Disease*, 100 (2), 241-251.
- MARTENS, H.; NAES, T. (1994): *Multivariate calibration*. Wiley, Chichester.
- MCCAULEY, A.; JONES, C.; JACOBSEN, J. (2009): Plant nutrient functions and deficiency and toxicity symptoms. *Nutrient management module*, 9, 1-16.
- MOHANTY, B., et al. (2017): Soil moisture remote sensing: State-of-the-science. *Vadose Zone Journal*, 16 (1), 1-9.
- MONDAL, A., KHARE, D.; KUNDU, S.; MONDAL, S.; MUKHERJEE, S.; MUKHOPADHYAY, A. (2017): Spatial soil organic carbon (SOC) prediction by regression kriging using remote sensing data. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20 (1), 61-70.
- MULLA, D.J. (1993): Mapping and managing spatial patterns in soil fertility and crop yield. In: P. Robert, W. Larson & R. Rust: *Soil specific crop management*, 15-26.
- MULLA, D.J. (2013): Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems Engineering*, 114, 358-371.

- NEBIKER, S.; LACK, N.; ABÄCHERLI, M.; LÄDERACH, S. (2016): Light-weight multispectral UAV sensors and their capabilities for predicting grain yield and detecting plant diseases. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 41B1, 963-970.
- NEUMANN, M.; HALLAU, L.; KLATT, B.; KERSTING, K.; BAUCKHAGE, C. (2014): Erosion band features for cell phone image based plant disease classification. *Proceedings- International Conference on Pattern Recognition*, 3315-3320.
- NIKS, R.; WALTHER, U.; JAISER, H.; MARTINEZ, F.; RUBIALES, D. (2000): Resistance against barley leaf rust (*Puccinia hordei*) in West- European spring barley germplasm. *Agronomie*, 20 (7), 769-782.
- NOACK, P.O. (2018): Einsatz von Multi- und Hyperspektralsensoren in der Landwirtschaft. 38. Wissenschaftlich- Technische Jahrestagung der DGPF und PFGK18 Tagung in München – Publikationen der DGPF, Band 27, 840-850.
- NOACK, P.O. (2019): Precision Farming-Smart Farming-Digital Farming – Grundlagen und Anwendungsfelder. Wichmann-Verlag, Berlin.
- OERKE, E.-C., et al. (2006): Thermal imaging of cucumber leaves affected by downy mildew and environmental conditions. *Journal of Experimental Botany*, 57 (9), 2121-2132.
- OERKE, E.-C.; MAHLEIN, A.-K.; STEINER, U. (2014): Proximal sensing of plant diseases. In: *Detection and Diagnostics of Plant Pathogens*, Springer, Dordrecht, 55-68.
- PEARSON, C.H.; ERNST, S.M.; BARBARICK, K.A.; HATFIELD, J.L.; PETERSON, G.A.; BUXTON, D. R. (2008): *Agronomy Journal* turns one hundred. *Agronomy Journal*, 100 (1), 1-8.
- PENG, J., et al. (2017): A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture. *Reviews of Geophysics*, 55 (2), 341-366.
- PÉREZ-HARGUINDEGUY, N.; DIAZ, S.; GARNIER, E.; LAVOREL, S.; POORTER, H.; JAUREGUIBERRY, P.; BRET-HARTE, M.S.; CORNWELL, W.K.; CRAINE, J.M.; GURVICH, D.E.; et al. (2013): New handbook for standardized measurement of plant functional traits worldwide. *Australian Journal of Botany*, 61, 167-234.
- PIERUSCHKA, R.; POORTER, H. (2012): Phenotyping plants: genes, phenes and machines. *Functional Plant Biology*, 39 (11), 813-820.
- PINTHUS, M.J. (1974): Lodging in wheat, barley, and oats: The phenomenon, its causes, and preventive measures. *Advances in Agronomy*, 25, 209-263.

- PREY, L.; HU, Y.; SCHMIDHALTER, U.: High-throughput field phenotyping traits of grain yield formation and nitrogen use efficiency: Optimizing the selection of vegetation indices and growth stages. *Frontiers in Plant Science*, 10, 1672.
- RAY, D.K.; MUELLER, N.D.; WEST, P.C.; FOLEY, J.A. (2013): Yield trends are insufficient to double global crop production by 2050. *PLoS ONE* 8(6), e66428.
- REMBOLD, F. (2013): Using low resolution satellite imagery for yield prediction and yield anomaly detection. *Remote Sensing*, 5, 1704-1733.
- RISCHBECK, P.; CARDELLACH, P.; MISTELE, B.; SCHMIDHALTER, U. (2017): Thermal phenotyping of stomata sensitivity in spring barley. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 203 (6), 483-493.
- RISCHBECK, P.; ELSAYED, S.; MISTELE, B.; BARMEIER, G.; HEIL, K.; SCHMIDHALTER, U. (2016): Data fusion of spectral, thermal and canopy height parameters for improved yield prediction of drought stressed spring barley. *European Journal of Agronomy*, 78, 44-59.
- SABERIOON, M.M.; AMIN, M.S.M.; ANUAR, A.R.; GHOLIZADEH, A.; WAYAYOK, A.; KHAIRUNNIZABEJO, S. (2014): Assessment of rice leaf chlorophyll content using visible bands at different growth stages at both the leaf and canopy scale. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 32, 35-45.
- SANKARAN, S.; KHOT, L.R.; ESPINOZA, C.Z.; JAROLMASJED, S.; SATHUVALLI, V.R.; VANDEMARK, G.J.; MIKLAS, P.N.; CARTER, A.H.; PUMPHREY, M.O.; KNOWLES, N.R.; PAVEK, M.J. (2015): Low-altitude, high-resolution aerial imaging systems for row and field crop phenotyping: A review. *European Journal of Agronomy*, 70, 112-123.
- SANKARAN, S.; MAJA, J.M.; BUCHANON, S.; EHSANI, R. (2013): Huanglongbing (Citrus Greening) detection using visible, near infrared and thermal imaging techniques. *Sensors*, 13 (2), 2117-2130.
- SATAPATHY, R.R. (2020): Remote sensing in plant disease management. *Journal of Pharmacognosy and Phytochemistry*, 9 (3), 1813-1820.
- SCUDIERO, E.; CORWIN, D.; ANDERSON, R.; YEMOTO, K.; CLARY, W.; WANG, Z.; SKAGGS, T. (2017): Remote sensing is a viable tool for mapping soil salinity in agricultural lands. *California Agriculture*, 71 (4), 231-238.
- SCHMEDTMANN, J.; CAMPAGNOLO, M.L. (2015): Reliable crop identification with satellite imagery in the context of common agriculture policy subsidy control. *Remote Sensing*, 7, 9325-9346.

- SCHMIDHALTER, U.; JUNGERT, S.; BREDEMEIER, C.; GUTSER, R.; MANHART, R.; MISTELE, B.; GERL, G. (2003): Field-scale validation of a tractor based multispectral crop scanner to determine biomass and nitrogen uptake of winter wheat. In: Precision Agriculture, Wageningen Academic Publishers, ECPA Berlin, 615-619.
- SHAO, Y.; LUNETTA, R.S.; WHEELER, B.; JAMES, J.S.; CAMPBELL, J.B. (2016): An evaluation of time-series smoothing algorithms for land-cover classifications using MODIS-NDVI multi-temporal data. *Remote Sensing of Environment*, 174, 258-265.
- SHARMA, D.K.; ANDERSEN, S.B.; OTTOSEN, C.-O.; ROSENQVIST, E. (2012): Phenotyping of wheat cultivars for heat tolerance using chlorophyll a fluorescence. *Functional Plant Biology*, 39 (11), 936-947.
- SINCLAIR, T.R.; PURCELL, L.C.; SNELLER, C.H. (2004): Crop transformation and the challenge to increase yield potential. *Trends in Plant Science*, 9 (2), 70-75.
- SKAKUN, S.; FRANCH, B.; VERMOTE, E.; ROGER, J.-C.; BECKER-RESHEF, I.; JUSTICE, C.; KUSSUL, N. (2017): Early season large-area winter crop mapping using MODIS NDVI data, growing degree days information and a Gaussian mixture model. *Remote Sensing of Environment*, 195, 244-258.
- SONG, X.-P.; POTAPOV, P.V.; KRYLOV, A.; KING, L.; DI BELLA, C.M.; HUDSON, A.; KHAN, A.; ADUSEI, B.; STEHMANN, S.V.; HANSEN, M.C. (2017): National-scale soybean mapping and area estimation in the United States using medium resolution satellite imagery and field survey. *Remote Sensing of Environment*, 190, 383-395.
- STENBERG, P.; RAUTIAINEN, M.; MANNINEN, T.; VOIPIO, P.; SMOLANDER, H. (2004): Reduced simple ratio better than NDVI for estimating LAI in Finnish pine and spruce stands. *Silva Fennica*, 38 (1), 3-14.
- STROPPIANA, D.; BOSCHETTI, M.; AZAR, R.; BARBIERI, M.; COLLIVIGNARELLI, F.; GATTI, L.; FONTANELLI, G.; BUSETTO, L.; HOLECZ, F. (2019): In-season early mapping of rice area and flooding dynamics from optical and SAR satellite data. *European Journal of Remote Sensing*, 52 (1), 206-220.
- STROPPIANA, D.; VILLA, P.; SONA, G.; RONCHETTI, G.; CANDIANI, G.; PEPE, M.; BUSETTO, L.; MIGLIAZZI, M.; BOSCHETTI, M. (2018): Early season weed mapping in rice crops using multi-spectral UAV data. *International Journal of Remote Sensing*, 39 (15-16), 5432-5452.

- SUSKO, A.Q.; GILBERTSON, F.; HEUSCHELE, D.J.; SMITH, K.; MARCHETTO, P. (2018): An automatable, field camera track system for phenotyping crop lodging and crop movement. *HardwareX*, 4, e00029.
- TATTARIS, M.; REYNOLDS, M.P.; CHAPMAN, S.C. (2016): A direct comparison of remote sensing approaches for high-throughput phenotyping in plant breeding. *Frontiers in Plant Science*, 7, 1131.
- THAPA, S.; ZHU, F.; WALIA, H.; YU, H.; GE, Y. (2018): A novel LiDAR-based instrument for high-throughput, 3D measurement of morphological traits in maize and sorghum. *Sensors*, 18 (4), 1187.
- THOMAS, A. (2007): Landwirtschaftliche Beratung in der Bundesrepublik Deutschland – eine Übersicht. *Bildung und Beratung*, 2.
- THOMPSON, A.L.; THORP, K.R.; CONLEY, M.; ANDRADE-SANCHEZ, P.; HEUN, J.T.; DYER, J.M.; WHITE, J.W. (2018): Deploying a proximal sensing cart to identify drought-adaptive traits in upland cotton for high-throughput phenotyping. *Frontiers in Plant Science*, 9, 507.
- THOREN, D.; SCHMIDHALTER, U. (2009): Nitrogen status and biomass determination of oilseed rape by laser- induced chlorophyll fluorescence. *European Journal of Agronomy*, 30 (3), 238-242.
- TOTH, C.; JUTZI, B. (2017): Plattformen und Sensoren für die Fernerkundung und deren Geopositionierung. In: Heipke, C.: *Photogrammetrie und Fernerkundung*. Springer- Verlag GmbH Deutschland, München.
- TUCKER, C.J. (1979): Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8 (2), 127-150.
- TUCKER, C.J.; SELLERS, P.J. (1986): Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing*, 7 (11), 1395-1416.
- VILLA, P.; STROPPIANA, D.; FONTANELLI, G.; AZAR, R.; BRIVIO, P.A. (2015): In-season mapping of crop type with optical and X-band SAR data: A classification tree approach using synoptic seasonal features. *Remote Sensing*, 7 (10), 12859-12886.
- VIRLET, N.; SABERMANESH, K.; SADEGHI-TEHRAN, P.; HAWKESFORD, M.J. (2017): Field scanner: An automated robotic field phenotyping platform for detailed crop monitoring. *Functional Plant Biology*, 44 (1), 143-153.

- VON BUEREN, S.K.; BURKART, A.; HUENI, A.; RASCHER, U.; TUOHY, M.P.; YULE, I.J. (2015): Deploying four optical UAV- based sensors over grassland: challenges and limitations. *Biogeosciences*, 12, 163-175.
- WALDNER, F.; DE ABELLEYRA, D.; VERÓN, S.R.; ZHANG, M.; WU, B.; PLOTNIKOV, D.; BARTALEV, S.; LAVRENIUK, M.; SKAKUN, S.; KUSSUL, N.; LE MAIRE, G.; DUPUY, S.; JARVIS, I.; DEFOURNY, P. (2016): Towards a set of agrosystem-specific cropland mapping methods to address the global cropland diversity. *International Journal of Remote Sensing*, 37 (14), 3196-3231.
- WATTS, A.C.; AMBROSIA, V.G.; HINKLEY, E.A. (2012): Unmanned aircraft systems in remote sensing and scientific research: Classification and consideration of use. *Remote Sensing*, 4 (6), 1671-1692.
- WESTOBY, M.J.; BRASINGTON, J.; GLASSER, N.F.; HAMBREY, M.J.; REYNOLDS, J.M. (2012): Structure- from- Motion' photogrammetry: A low-cost, effective tool for geoscience applications. *Geomorphology*, 179, 300-314.
- WILD, K.; SCHMIEDEL, T. (2017): Anforderungen an den Einsatz von Multikoptern zur kontinuierlichen Informationsbereitstellung für Echtzeitanwendungen im Pflanzenbau. In: Ruckelshause, A.; Meyer-Aurich, A.; Lentz, W.; Theuvsen, B. (Hrsg.): *Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft*, Bonn, Gesellschaft für Informatik e.V., 165-168.
- WILKE, N.; SIEGMANN, B.; BURKART, A.; KLINGBEIL, L.; RASCHER, U. (2018): Quantifizierung der Ährenanzahl mittels UAV- gestützter Bildaufnahmen. 37. Wissenschaftlich- Technische Jahrestagung der DGPF e.V. in München – Publikationen der DGPF, Band 27.
- WILKE, N.; SIEGMANN, B.; KLINGBEIL, L.; BURKART, A.; KRASKA, T.; MULLER, O.; VAN DOORN, A.; HEINEMANN, S.; RASCHER, U. (2019): Quantifying lodging percentage and lodging severity using a UAV-based canopy height model combined with an objective threshold approach. *Remote Sensing*, 11 (5), 515.
- WILLIAMS, P. (2014): The RPD statistic: a tutorial note. *NIR News*, 25 (1), 22-26.
- WINTERHALTER, L.; MISTELE, B.; JAMPATONG, S.; SCHMIDHALTER, U. (2011): High throughput phenotyping of canopy water mass and canopy temperature in well-watered and drought stressed tropical maize hybrids in the vegetative stage. *European Journal of Agronomy*, 35 (1), 22-32.
- WOLD, S. (1987): Principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2 (1-3), 37-52.

- YAMAMOTO, K.; TOGAMI, T.; YAMAGUCHI, N. (2017): Super-resolution of plant disease images for the acceleration of image-based phenotyping and vigor diagnosis in agriculture. *Sensors*, 17 (11), 2557.
- YANG, N.; LIU, Q.; XIONG, Q.; ZHANG, L.; REN, T.; ZHAO, Y.; ZHU, D.; HUANG, J. (2019): Large-scale crop mapping based on machine learning and parallel computation with grids. *Remote Sensing*, 11 (12), 1500.
- YANG, M.-D.; TSENG, H.-H.; HSU, Y.-C.; TSAI, H.P. (2020): Semantic segmentation using deep learning with vegetation indices for rice lodging identification in multi-date UAV visible images. *Remote Sensing*, 12 (4), 633.
- YANG, M.-D.; HUANG, K.-S.; KUO, Y.-H.; TSAI, H.P.; LIN, L.-M. (2017): Spatial and spectral hybrid image classification for rice lodging assessment through UAV imagery. *Remote Sensing*, 9 (6), 583.
- YANG, H.; CHEN, E.; LI, Z.; ZHAO, C.; YANG, G.; PIGNATTI, S.; CASA, R.; ZHAO, L. (2015): Wheat lodging monitoring using polarimetric index from RADARSAT-2 data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34, 157-166.
- YU, K., et al. (2018): Hyperspectral canopy sensing of wheat septoria tritici blotch disease. *Frontiers in Plant Science*, 9, 1195.
- ZARCO-TEJADA, P.J.; BERNI, J.A.J.; SUÁREZ, L.; FERERES, E. (2008): A new era in remote sensing of crops with unmanned robots. *SPIE Newsroom*, 2-4.
- ZARCO-TEJADA, P.J.; GONZÁLES-DUGO, V.; BERNI, J.A.J. (2012): Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water stress detection using micro-hyperspectral imager and a thermal camera. *Remote Sensing of Environment*, 117, 322-337.
- ZAREMBA, W.; SUTSKEVER, I.; VINYALS, O. (2014): Recurrent neural network regularization.
- ZHANG, X.; HAN, L.; DONG, Y.; SHI, Y.; HUANG, W.; HAN, L.; GONZÁLES-MORENO, P.; MA, H.; YE, H.; SOBEIH, T. (2019): A deep learning-based approach for automated yellow rust disease detection from high-resolution hyperspectral UAV images. *Remote Sensing*, 11 (13), 1554.
- ZHANG, M.; ZHOU, J.; SUDDUTH, K.A.; KITCHEN, N.R. (2020): Estimation of maize yield and effects of variable-rate nitrogen application using UAV-based RGB imagery. *Biosystems Engineering*, 189, 24-35.

- ZHANG, C.; KOVACS, J.M. (2012): The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. *Precision Agriculture*, 13 (6), 693-712.
- ZHENG, Q., et al. (2019): Identification of wheat yellow rust using optimal three-band spectral indices in different growth stages. *Sensors*, 19 (1), 35.
- ZHOU, R.; HYLDGAARD, B.; YU, X.; ROSENQVIST, E.; MAGANA UGARTE, R.; YU, S.; WU, Z.; OTTOSEN, C.-O.; ZHAO, T. (2018): Phenotyping of faba beans (*Vicia faba* L.) under cold and heat stresses using chlorophyll fluorescence. *Euphytica*, 214 (4), 1-13.
- ZIVCAK, M.; BRESTIC, M.; BALATOVA, Z.; DREVENAKOVA, P.; OLISOVSKA, K.; KALAJI, H.M.; YANG, X.; ALLAKHVERDIEV, S.I. (2013): Photosynthetic electron transport and specific photoprotective responses in wheat leaves under drought stress. *Photosynthesis Research*, 117 (1), 529-546.