Veröffentlichungen der DGK

Ausschuss Geodäsie der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

Reihe C | Dissertationen | Heft Nr. 810

Stefan Paulus

Potentiale von Laserscannern zur Phänotypisierung von Pflanzen für den Einsatz im Hochdurchsatz-Screening

München 2017

Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5222-2

Diese Arbeit ist gleichzeitig veröffentlicht in:

Schriftenreihe des Instituts für Geodäsie und Geoinformation der Rheinischen Friedrich-Wilhelms Universität Bonn, ISSN 1864-1113, Nr. 55, Bonn 2017

Veröffentlichungen der DGK

Ausschuss Geodäsie der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

Reihe C Dissertationen Heft Nr. 810

Potentiale von Laserscannern zur Phänotypisierung von Pflanzen für den Einsatz im Hochdurchsatz-Screening

Vollständiger Abdruck der von der promotionsführenden Einrichtung

der Hohen Landwirtschaftlichen Fakultät

der Rheinischen Friedrich-Wilhelms Universität Bonn

zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

Vorgelegt von

Dipl.-Inform. Stefan Paulus

Aus Simmen

München 2017

Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5222-2

Diese Arbeit ist gleichzeitig veröffentlicht in:

Schriftenreihe des Instituts für Geodäsie und Geoinformation der Rheinischen Friedrich-Wilhelms Universität Bonn, ISSN 1864-1113, Nr. 55, Bonn 2017

Adresse der DGK:

Ausschuss Geodäsie der Bayerischen Akademie der Wissenschaften (DGK)

Alfons-Goppel-Straße 11 ● D – 80 539 München

Telefon +49 – 331 – 288 1685 ● Telefax +49 – 331 – 288 1759

E-Mail post@dgk.badw.de ● http://www.dgk.badw.de

Prüfungskommission:

Referent: Prof. Dr.-Ing. Heiner Kuhlmann

Korreferent: Prof. Dr. Lutz Plümer

Korreferent: Prof. Dr. Jens Léon

Tag der mündlichen Prüfung: 14.06.2017

© 2017 Bayerische Akademie der Wissenschaften, München

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

ISSN 0065-5325 ISBN 978-3-7696-5222-2

Institut für Geodäsie und Geoinformation

Potentiale von Laserscannern zur Phänotypisierung von Pflanzen für den Einsatz im Hochdurchsatz-Screening

Inaugural–Dissertation zur
Erlangung des akademischen Grades
Doktor–Ingenieur (Dr.–Ing.)
der Landwirtschaftlichen Fakultät
der Rheinischen Friedrich–Wilhelms–Universität Bonn

Dipl.–Inform. Stefan Paulus
aus Simmern

Bonn, 2017

Für meinen Großvater Gustav Paulus.

Zusammenfassung

Die dreidimensionale Vermessung von Pflanzen ist von grundlegender Bedeutung für deren Einordnung und Evaluierung bezüglich Enwicklung, Resistenz gegenüber Krankheiten und Wachstum. In der vorliegenden Arbeit wird gezeigt, wie sich ein laserbasiertes Nahbereichsmesssystem für die Aufgabenstellungen der Phänotypisierung einsetzen lässt. Die gewonnenen Punktwolken wurden zur Verfolgung von Wachstum auf Pflanzen- und Organebene benutzt. Sie zeigen gegenüber manuellen Messverfahren durch die hohe räumliche Auflösung und Genauigkeit eine hohe Flexibilität bzgl. Prozessierung und einer Anpassung der Messvorgaben im Postprozessing. Die dabei auftretenden Interaktionen zwischen Laser und pflanzlichen Oberflächen wurden identifiziert und konnten durch eine geeignete Messkonfiguration minimiert werden.

Die Eignung von Low-Cost Sensoren zur phänotypischen Erfassung von Pflanzen wurde anhand der Microsoft Kinect und des David Laserscanning Systems evaluiert. Je nach Anforderung an die Genauigkeit und den zu messenden pflanzlichen Parametern können Low-Cost Systeme als zuverlässige Alternative zu investitionsintensiven Industriemesssystemen für die Parametrisierung von pflanzlichen Organen angesehen werden.

Ein wichtiger Aspekt der 3D-Erfassung von Pflanzen ist die Automatisierung der Segmentierung von Einzelorganen wie des Stängels oder der Blätter. Dies wurde in der vorliegenden Arbeit durch die Nutzung von Surface Feature Histogrammen (SFH), einer geometrischen Oberflächendarstellung, zur Klassifikation mittels Support Vector Machines eingeführt. Hohe Klassifikationsgenauigkeiten wurden sowohl für die Identifikation einzelner Pflanzen, als auch für die Trennung relevanter Organe untereinander erreicht. Die SFH-Segmentierung wurde auf Daten eines 3D-Industriemesssystems, wie auch eines kommerziellen Hochdurchsatzsensors evaluiert, um eine praxisnahe Anwendbarkeit zu zeigen.

Zukünftige Anwendungen werden Daten mehrerer Sensoren verknüpfen, um messsystemübergreifende Zusammenhänge zu erkennen bzw. die Messdaten eines abbildenden Systems entsprechend der Geometrie zu korrigieren. Dies wurde durch die Fusion von hyperspektralen Daten mit der 3D-Geometrie exemplarisch gezeigt.

Diese Arbeit fasst die wesentlichen Aspekte für die Nutzung von 3D-Sensorik als Werkzeug der Phänotypisierung von Pflanzen zusammen. 3D-Laserdaten wurden bezüglich erreichter Genauigkeit, Ableitbarkeit von bekannten und neuen pflanzenphysiologischen Parametern, Automatisierbarkeit, Koppelung mit weiteren Sensoren sowie der alternativen Nutzung von Low-Cost Sensoren untersucht.

Summary

Three-dimensional plant measuring has fundamental importance für classification and evaluation regarding development, resistance towards diseases and growth. This work shows how laserbased close-up measuring systems can be applied for the tasks of phenotyping. The provided point clouds were used for monitoring of growth on plant and organ level. In contrast to manual measurements these systems show a high flexibility regarding data processing and an adaption to measuring requirements due to their high accuracy and resolution. The interaktion between laser ray and plant surface has been identified and could be minimized by using an adapted measuring setup.

The suitability of low-cost sensors for the phenotypic imaging of plants has been evaluated using the Microsoft Kinect and the David laserscanning system. According to the requirements regarding accuracy and plant parameters low-cost systems have been shown to be an adequate alternative to expensive industrial measuring systems for parameterisation of plant organs.

One important aspect for 3D imaging of plants is the automated segmentation of single organs like stems or leaves. This study introduces surface feature histograms (SFH), a geometrical surface representation, as input for a classification using Support Vector Machines (SVM). A high classification accuracy has been reached for the identification of single plants, as well as for the separation of single organs. To show a practical application the SFH-segmentation has been evaluated using data coming from an industrial 3D-measuring system as well as for data coming from a commercial high-throughput sensor.

Future applications will combine data from different sensors to recognize sensor-independant knowledge or to correct data according to the surface geometry. This has been shown exemplarily for the fusion of hyperspectral data and 3D-geometry.

This work summarizes the essential aspects for the use of 3D-sensors as a tool for plant phenotyping. 3D-laser data has been evaluated regarding accuracy, ability to derive new and established plant parameters, potential for automatization, combination with further sensor data as well as an alternative use of low-cost sensors.

Inhaltsverzeichnis

1 Motivation **1**

2 Hintergrund **5**

2.1 Laserscanning in den Nutzpflanzenwissenschaften 5

2.2 Nahbereichsvermessung bei Pflanzen 5

2.3 Nahbereichslaserscanning im Vergleich 7

3 Eigene wissenschaftliche Beiträge **11**

3.1 Publikationen angehängt an dieses Manuskript 11

3.2 Publikationen in Kooperation mit Relevanz für diese Arbeit 12

3.3 Kurze Einführung in die Hauptthesen der angefügten Publikationen 13

3.3.1 Hauptthese Publikation A 13

3.3.2 Hauptthese Publikation B 13

3.3.3 Hauptthese Publikation C 14

3.3.4 Hauptthese Publikation D 14

3.3.5 Hauptthese Publikation E 14

3.4 Kurze Einführung und Beschreibung der nicht angefügten Publikationen 15

4 Parameterextraktion aus 3D-Punktwolken **19**

4.1 Parametermessung an Pflanzen 19

4.2 Nicht-invasive Messmethoden 19

4.3 Parametrisierung von Pflanzenscans 20

5 Automatisierung **23**

5.1 Automatische Identifikation von Pflanzenorganen 23

5.2 Einsatz im Hochdurchsatz 27

6 Qualität der Aufnahmen **31**

6.1 Die Messproblematik im Nahbereich 31

6.2 Interaktion des Laserstrahles mit der pflanzlichen Struktur 32

6.3 Analysepotentiale von 4D-Aufnahmen 34

7 Low-Cost Scanning als Alternative zu Industriemesssystemen 37

7.1 Low-Cost Sensoren in der Phänotypisierung 37

7.2 Kinect Version 2 38

8 Fusion verschiedener Sensoren 43

9 Fazit und Ausblick 47

9.1 Fazit 47

9.2 Kritik 48

9.3 Ausblick 49

Abkürzungsverzeichnis und Begriffsdefinition

Alpha Shape Volumen
eine generalisierte Form der konvexen Hülle, basierend auf der Delaunay Triangulierung
BBCH
Biologische **B**undesanstalt, **B**undessortenamt und **ch**emische Industrie Skala für die morphologische Entwicklung / das Entwicklungsstadium einer Pflanze
CCD
Charged Coupled Device - der Chip einer digitalen Kamera
CT
Computertomographie
FSPM
functional structural plant model Funktionsstruktur-Modell einer Pflanze, meist basierend auf einer Ersetzungsgrammatik (bswp. L-Systeme)
LAD
leaf area density - Blattflächendichte
LAI
leaf area index - Blattflächenindex
MAPE
mean absolute percentage error - die prozentuale Abweichung $MAPE = mean(\lvert\frac{V_{Referenz}-V_{Ist-Messung}}{V_{Referenz}} \times 100\rvert)$, mit Referenz ($V_{Referenz}$) und Ist-Messung ($V_{Ist-Messung}$)
MRT
Magnet-Resonanz Tomographie
NDVI
Normalized Differenced Vegetation Index ein aus Hyperspektraldaten abgeleiteter Index zur Bewertung von Vegetationsdaten.
RMSE
root mean square error - die Wurzel der mittleren quadratischen Abweichung - $RMSE = \sqrt{mean(V_{Referenz} - V_{Ist-Messung})^2)}$, mit Referenz ($V_{Referenz}$) und Ist-Messung ($V_{Ist-Messung}$)
RGB
Rot Grün Blau - 2D Foto
SFH
surface feature histogram eine histogrammbasierte und punktweise Beschreibung der Oberflächeneigenschaften
SVM
support vector machines eine Machine Learning Methode zur Klassifikation
TLS
Terrestrischer Laserscanner
Voxel
ähnlich zum Picture-Element eines 2D Bildes (Pixel) das 3D Element in einem Volumen (Voxel)

1. Motivation

Die Sicherstellung der Nahrungsmittelversorgung der Population der Erde, die schätzungsweise bis zum Jahre 2050 die neun Milliardengrenze überschritten haben wird [United Nations & Social Affairs, 2013], ist eine große Herausforderung für die Nutzpflanzenwissenschaft und die Pflanzenzüchtung [Lei et al., 2015]. Die Bekämpfung von Hunger und die vorrangige Ernährung der Erdbevölkerung gehört daher zum Ziel Nummer eins der Millenium Development Goals der Vereinten Nationen [Jensen, 2013]. Gleichzeitig verkleinert sich das weltweit pro Person zur Verfügung stehende Land und somit die Fläche, die für die Produktion von Nahrungsmitteln verwendet werden kann [Phillips, 2010]. Die Geschichte zeigt, dass mit steigender Bevölkerungszahl der Fortschritt in landwirtschaftlicher Technik mithalten muss, um die Bevölkerung zu ernähren [Phillips, 2010]. In den kommenden Jahren ist das Mittel der Wahl dabei die Züchtung ertragreicher Sorten und Verbesserung von ertragsichernden Behandlungen.

Ein wichtiger Arbeitsschritt dazu ist die Einschätzung des physiologischen Zustandes der Pflanze. Dies ist essentiell für das Anpassen von Hochertragssorten an zukünftige Klimabedingungen. Dazu gehört die Anpassung der Genotypen an ein verändertes Klima in traditionellen Anbaugebieten, sowie die Anpassung an Klimazonen in denen Anbau bisher nicht oder nur schlecht möglich war.

Der **Genotyp** ist dabei beschrieben als:
The genotype of an organism is the class to which that organism belongs as determined by the description of the actual physical material made up of DNA [Lewontin, 2011].

Damit beschreibt der Genotyp Aussehen und Funktion eines Organismus als Ergebnis seines vorgegebenen Bauplanes der DNA. Dabei ändern sich Geometrie, Verhalten und Fähigkeiten durch Interaktion mit der Umwelt, durch Nährstoffzufuhr, Platzangebot oder Verfügbarkeit von Sonnenlicht. Die unterschiedlichen Ausprägungen des Genotyps wird durch den Phänotyp beschrieben.

Der **Phänotyp** ist beschrieben als:
The class to which that organism belongs as determined by the description of the physical and behavioral characteristics of the organism [Lewontin, 2011].

Der Phänotyp ist die Anpassung der durch den Genotyp vorgebenen Struktur in Geometrie und Funktion an lokale Gegebenheiten wie Nährstoffzugänglichkeit oder Klima. Somit beschreibt die Phänotypisierung die Identifikation von Effekten auf den Phänotyp ($P = G \times U$) als ein Ergebnis von genetischen Abweichungen (G) und Umwelteinflüssen (U), der die Pflanze ausgesetzt ist [Minervini et al., 2015].

In Abbildung 1.1A wird der Zusammenhang zwischen Genotyp und Phänotyp verdeutlicht. Genotyp und Umwelt nehmen Einfluss auf die Ausprägung des Phänotyps. Umwelt und Phänotyp nehmen Einfluss auf den Genotyp zukünftiger Generationen. Weiterhin gibt die Grafik einen Überblick über die Komplexität der Phänotypierungs bei tieferer Analyse des physiologischen Prozesses, sowie eine Auswahl der Parameter für den aktuellen Zustand von Genotyp, Umwelt und Phänotyp 1.1BC .

Mit Blick auf den Züchtungsvorgang und die in der Pflanzenwissenschaft angewendeten Methoden kann der Begriff Phänotypisierung genauer spezifiziert werden. Er beschreibt den Vorgang der Vermessung, um die Größe von Pflanzen, Wachstum, Leistungsfähigkeit, Architektur und Zusammensetzung mit einer bestimmten Genauigkeit in verschiedenen Skalen, mit verschiedenen Sensoren, vom Organ bis hin zum gesamten Bestand zu bestimmen [Fiorani & Schurr, 2013, Furbank & Tester, 2011, Houle et al., 2010].

Abbildung 1.2 zeigt, wie das züchterische Ergebnis einer wasserstresstoleranten Pflanze erreicht werden kann. Durch Charakterisierung und Quantifizierung des Phänotyps und der genetischen Ausprägungen, der Geometrie und Funktion bspw. beim Wachstum der Weinrebe gemäß eines gewünschten Aussehens, kann der Züchtungsvorgang beschleunigt werden.

Grundlegend kann zwischen zwei verschiedenen Arten der Phänotypisierung (siehe Abbildung 1.2) unterschieden werden. Vorwärtsphänotypisierung (forward phenotyping) beschreibt das Aussieben von genetischen Abschnitten und das Screening ihrer Manifestation durch voll automatisierte Messstationen mit geringer Auflösung, aber hohem Durchsatz. Das Rückwärtsphänotypisieren (reverse phenotyping) beschreibt

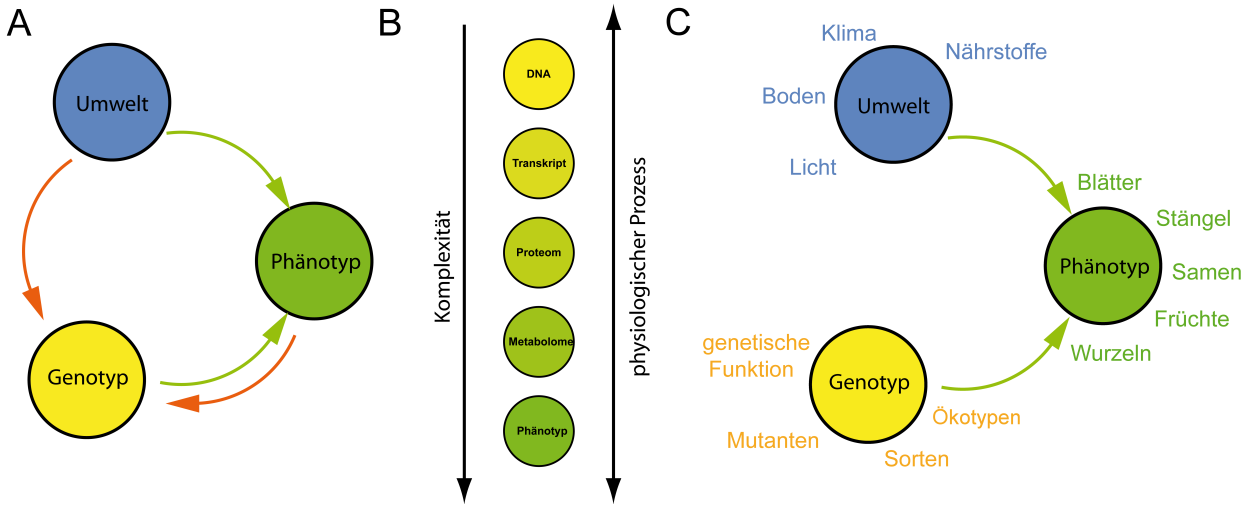


Abbildung 1.1 Der Genotyp nimmt, zusammen mit der Umwelt, Einfluss auf den Phänotyp (A, innerer, grüner Kreis). Damit ist die geometrische und funktionale Ausprägung bei Aussaat gleicher Genotypen immer unterschiedlich. Phänotyp und Umwelt nehmen Einfluss auf den Genotyp zukünftiger Generationen (äußerer, roter Kreis). Die verschiedenen Schichten der Phänotypisierung vom Auslesen der DNA über Definition der Wirkung der Metabolite bis zur geometrischen und funktionalen Ausprägung des Phänotyps wird in B dargestellt. Dabei steigt die Komplexität von der Beschreibung der DNA zur Beschreibung des Phänotyps an. Eine Auswahl von Parametern, mit denen sich die aktuelle Ausprägung von Umwelt, Genotyp und Phänotyp beschreiben lassen, ist in C gezeigt. [eigene Darstellung, unveröffentlicht]

die detaillierte Messung und Auswertung mit geringem Durchsatz und hoher Auflösung mit dem Ziel, kleine Veränderungen einer biochemischen / biophysikalischen Reaktion oder einer Gensequenz zuschreiben zu können [Furbank & Tester, 2011].

Das phänotypische Screening wird mittels teilweise destruktiver Parameterextraktion zu fixen Zeitpunkten bzw. phänologischen Stadien traditionell visuell durchgeführt. Dies ist langsam, subjektiv und kostspielig. Die Extraktion von relevanten Merkmalen bedarf wiederholter Versuche bei unterschiedlichen Umgebungsbedingungen und eines Screenings zu verschiedenen Jahreszeiten. Dies wird als *phenotyping bottleneck* bezeichnet [Furbank & Tester, 2011]. Die Komplexität jedes Experiments muss somit, je nach Zielsetzung, reduziert werden, um Aussagen, z.B. zu Trockenstressresistenz, treffen zu können [Fiorani & Schurr, 2013]. Dies wird besonders durch die Tatsache erschwert, dass ein Phänotyp niemals vollständig charakterisiert ist, da die Struktur einer immerwährenden Veränderung unterworfen ist [Houle et al., 2010] und diese sogar über die Zeit an Komplexität zunimmt [Minervini et al., 2015].

Die Nutzung von abbildender Sensorik bringt hier entscheidende Vorteile, da sich Pflanzen ohne Beeinträchtigung der Struktur mehrfach während der Beobachtungsperiode aufnehmen lassen. Dabei werden verschiedene Sensortypen benutzt. In der Literatur sind für die Extraktion von markanten Merkmalen für das Studienobjekt Gerste Arbeiten mit RGB- [Golzarian et al., 2011], Fluoreszenz- [Munns et al., 2010], Thermal- [Munns et al., 2010], Nahinfrarot- [Blum et al., 1982] und Hyperspektraldaten [Wahabzada et al., 2015a], wie auch 3D-Geometriedaten auf Stereokamerabasis [Klodt & Cremers, 2015], Laserscannern [Paulus et al., 2014e] [Hosoi et al., 2011] oder Magnetresonanzsytemen [Poorter et al., 2012] zu finden. Zu einem bestimmten Zeitpunkt werden Parameter aus einem Sensordatensatz extrahiert, um bspw. das Wachstum zu verfolgen.

Ansätze zur Parametrisierung von Getreidepflanzen lassen sich in zweidimensional und dreidimensional arbeitende Ansätze untergliedern. Zweidimensionale Ansätze nutzen RGB Farbaufnahmen, Nahinfrarotfotos oder hyperspektrale Kameras, um von einem Standpunkt aus die Ansicht der Pflanze aufzunehmen. Aus 2D-Seitenansichten lassen sich Beschreibungen der Gesamtpflanze, wie bspw. Höhe oder Biomasse [Honsdorf et al., 2014] oder die projizierte Blattfläche [Chen et al., 2014] ableiten. Die Separierung der Pflanze vom Hintergrund wird dabei durch Nutzung der Farbunterschiede vereinfacht. Durch dreidimensional messende

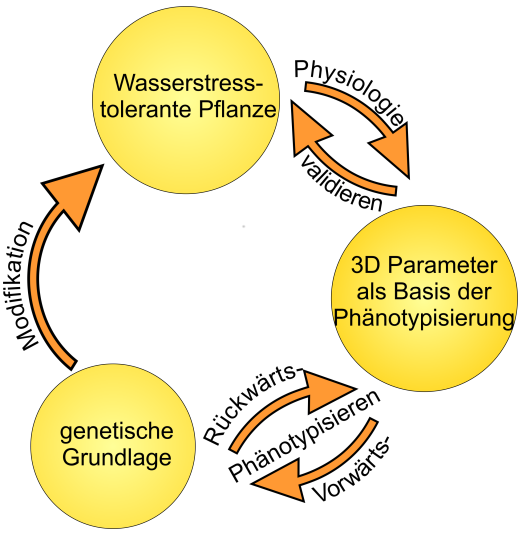


Abbildung 1.2 Phänotypisierungsvorgang am Beispiel der Zucht einer wasserstresstoleranten Pflanze. Die Physiologie einer toleranten Pflanze wird hier in Form von 3D-Parametern abgeleitet. Daraus wird durch Rückwärts- und Vorwärtsphänotypisierung auf die genetische Grundlage geschlossen. Durch gezielte Auswahl von phänotypisch sinnvolleren Individuen kann nun das Ziel der Zucht einer wasserstresstoleranten Pflanze schneller bzw. auf weniger Umwegen erreicht werden. [eigene Darstellung, unveröffentlicht]

Systeme lassen sich Nachteile der zweidimensionalen Ansätze wie Verdeckungen oder perspektivische Fehler eleminieren. Ein weiterer wesentlicher Vorteil der dreidimensionalen Vermessung von Pflanzen mittels Stereokameraansätzen oder Laserscannern ist die höhere Genauigkeit der Parameter und die Messung von Parametern, die in 2D nicht messbar sind. [Dornbusch et al., 2012] zeigen hier die Unterscheidung zwischen der Veränderung der Blattposition und Ausrichtung innerhalb des Tagesganges und blattspezifischem Wachstum. Phänotypische Daten stellen heute den wichtigsten Prädikator für Fitness/Eignung, Krankheit und Vitalität bei Pflanzen dar [Houle et al., 2010].

Der Stand der Phänotypisierung von Pflanzen ist heute vergleichbar mit dem Stand des Human Genome Projekt [1] im Jahre 1990. Die Tatsache, dass nur ein kleiner Teil des Genoms interessante Informationen enthält, lässt den Schluss zu, dass es sinnvoller ist, erst eine interessante Stelle im Genom zu identifizieren, um sie anschließend zu analysieren (Sequenzierung). Andererseits ist es möglich, dass vieles, das bisher noch nicht gemessen wurde, erst im Nachhinein als wichtig und interessant angesehen werden wird. „Why not measure it all?“ wurde zum Grundsatz der Sequenzierung des menschlichen Genoms [Houle et al., 2010]. Dies kann auf die Phänotypisierung von Pflanzen übertragen werden. Mittlerweile stehen dazu Techniken für die Hochdurchsatzmessung, sowie interdisziplinäre Analyseverfahren bereit, um hochdimensionale Daten von unterschiedlichen Sensoren zu verarbeiten und skalenübergreifende dynamische Modelle zu erzeugen.

Somit kann eine Zielgröße, die alle interessanten Informationen zur Pflanze bzgl. Funktion und Aussehen beschreibt, nur schwer definiert werden. Daher ist das Ziel vieler Forschungsprojekte die Vermessung von Pflanzen mit verschiedenen Sensoren über alle Skalenebenen hindurch. Durch die Nutzung von Methoden des Maschinellen Lernens [Wahabzada et al., 2015b] können neue Abhängigkeiten aufgedeckt und neue, vielversprechende Parameter definiert werden.

Das Ziel der automatisierten Phänotypisierung ist ein hochaufgelöstes, genaues und mit verschiedenen Sensoren aufgenommenes, multidimensionales Abbild von Pflanzen, das Geometrie, Funktion und Verhalten beschreibt [Furbank & Tester, 2011]. Dies führt zu einer hohen Anforderung an die Genauigkeit der Einzelmessung, an die Registrierung der Einzelaufnahmen bezüglich der Auflösung des Sensors, sowie an die Fusion der Aufnahmen verschiedener Sensoren zueinander. Eine Möglichkeit der Beschreibung solcher umfassenden Abbilder von Geometrie und Funktion stellen grammatikbasierte Modelle dar. Sogenannte

[1] http://ghr.nlm.nih.gov/handbook/hgp

Funktions-Struktur-Modelle (functional structural plant model - FSPM) ermöglichen die Beschreibung der Geometrie und deren Entwicklung in vielen Abstraktionsebenen, sowie die Modellierung von Nährstoffverteilung oder Photosyntheseeffekten [Evers et al., 2010]. Diese Modelle gehen zurück auf Lindenmayer-Systeme (L-Systeme [Prusinkiewicz & Lindenmayer, 1990]) und legen eine grammatikbasierte Ersetzungsstruktur zugrunde, um iterativ Wachstum oder den Transport von Informationen durch einen zugrundeliegenden Baum (Datenstruktur) zu modellieren. Während in aktuellen FSPM-Modellen die benutzen Geometrien und Ersetzungsregeln manuell auf die jeweilige Objektstruktur angepasst werden müssen, ist es mit der Verfügbarkeit von hochaufgelösten Pflanzenmodellen möglich, die Geometrie und das Regelwerk der Funktion direkt aus dem 3D-Bild der Pflanze abzuleiten [Schoeler & Steinhage, 2015]. Voraussetzung ist dafür allerdings ein nahezu verdeckungsfreies Abbild der Pflanze, aufgenommen mit einer hohen Auflösung zur Erkennung von Kleinstgeometrien.

Phänotypisierung von Pflanzen ist arbeits- und kostenintensiv und muss mit großen Stichproben und vielen Wiederholungen durchgeführt werden [Furbank & Tester, 2011], dies stellt hohe Anforderungen an die Qualität der Sensordaten, das Datenmanagement, die technische Infrastruktur, die Nutzung von Automatismen zur Auswertung, sowie die Implementierung effizienter und anpassbarer Algorithmen wie bspw. Machine Learning Methoden. Zusammengefasst können folgende Aufgabengebiete für die vorliegende Arbeit definiert werden: Evaluierung und Umsetzung einer hochauflösenden und weitestgehend verdeckungsfreien Vermessung von Pflanzen, eine Abschätzung der Genauigkeit von Einzelmessungen bei pflanzlichen Oberflächen, die automatisierte Auswertung von 3D-Daten und die damit verbundene Ableitung von, in der Phänotypisierung gebräuchlichen, Parametern für den Hochdurchsatz, die anwendungsorientierte Ersetzung von hochpreisigen 3D-Messgeräten durch marktübliche Low-cost Lösungen, sowie die Fusion verschiedener Sensoren miteinander, um ein multidimensionales Abbild zu erstellen.

Dieses Kapitel ordnet die vorliegende Arbeit in den Gesamtzusammenhang im Bereich der Phänotypisierung ein und legt die Schwerpunkte der Arbeit fest. Im folgenden Kapitel werden die daraus entstandenen Anforderungen an die Vermessung der 3D-Geometrie durch Laserscanner dargelegt.

2. Hintergrund

2.1 Laserscanning in den Nutzpflanzenwissenschaften

3D-Messungen im Nutzpflanzenbereich ermöglichen gegenüber bewährten 2D-Messungen eine hohe Genauigkeit, sowie die Möglichkeit zwischen Blattbewegung und Blattwachstum zu unterscheiden [Dornbusch et al., 2012]. Erste laserbasierte Messungen gehen zurück auf eine Veröffentlichung von [Walklate, 1989], dort wurde ein prototypischer Laseraufbau benutzt, um die Blattflächendichte in verschiedenen Höhen in einem Gerstebestand zu beobachten. Seitdem haben sich Laserscanning-Systeme für verschiedenste Anwendungsbereiche, über alle Skalenebenen hinweg, für statische und kinematische Messungen etabliert. Dabei lassen sich die laserbasierten Systeme für die erdgebundene Anwendung folgend kategorisieren:

Terrestrische Laserscanner (TLS) bieten eine Auflösung von wenigen Millimetern bei Reichweiten von bis zu 100 m und mehr. Sie werden universal im Gewächshaus oder auf dem Felde mit festen Aufnahmestandpunkten eingesetzt. Im Gewächshaus liegt der Fokus auf der Ableitung von beschreibenden Parametern auf Einzelpflanzenebene. [Hosoi et al., 2011] beschreibt die Ableitung von vertikalen Profilen durch leaf-area index (LAI) und leaf-area density (LAD) an Tomatenpflanzen. [Gärtner & Denier, 2006] benutzt TLS-Scanner zur Ableitung von Schnittinformationen beim Scan eines Buchenstammes. Dies findet Anwendung in der Forstwirtschaft, um Informationen über den Baumbestand bzgl. Wirtschaftlichkeit einer Fällung zu bekommen [Dassot et al., 2012].

Die Gruppe der gering auflösenden Laserscanner, wie sie oft für sicherheitskritische Anwendungen benutzt werden, bietet wenige Meter Reichweite ($< 5\ m$) bei Auflösungen von mehreren Millimetern ($> 3\ mm$). Ihr Einsatzgebiet ist die hochfrequente Abstandsmessung z.B. bei selbstfahrenden Robotern oder autonom arbeitenden Maschinen. Einige Veröffentlichungen zeigen ihre Anwendung in Obstbaumbeständen oder Weingärten, um Parameter wie Höhe, Volumen oder Blattflächenverteilung abzuschätzen [Ribes-dasi et al., 2009, Llorens et al., 2011]. Während der Fahrt können so Karten des Bestandes angefertigt und z.B. Spritzmengen für Herbizide auf die jeweilige Größe der Pflanze angepasst werden. Eine Identifizierung von Einzelorganen ist auf dieser Ebene durch die geringe Auflösung und Reichweite nicht möglich.

Nahbereichslaserscanning ermöglicht die Auflösung der Geometrie von Einzelorganen bei Pflanzen und durch zeitliche Wiederholung das Tracking von Wachstum. Dabei kommen Sensoren mit einem Messbereich von wenigen Zentimetern bis zu einem Meter zum Einsatz und ermöglichen Auflösungen von wenigen 10 μm. Die Literatur zeigt Anwendungen zur Bestimmung von Kleinststrukturen bei Baumwurzeln [Wagner B., Gaertner H., Ingensand H., 2010], hochgenauen 3D-Modellierung von Blättern [Loch et al., 2005, Hanan et al., 2004], sowie die geometrische Beschreibung des Blattwelkens von Zucchinipflanzen [Cai et al., 2013]. Somit wird in dieser Arbeit der Nahbereich als der Bereich definiert, in dessen Fokus die Einzelpflanze mit ihren Organen steht, mit dem Ziel, die Entwicklung der Pflanze zu beobachten.

Die an diese Arbeit angehängten Publikationen erweitern das Anwendungsgebiet der Nahbereichslaserscanner, um die typischen Aufgaben der Phänotypisierung, wie z. B. das Monitoring von Wachstums bei Gerste mit verschiedenen Behandlungen [Paulus et al., 2014e] oder die automatische Ableitung von Wachstumsparametern [Paulus et al., 2014b].

2.2 Nahbereichsvermessung bei Pflanzen

3D-Nahbereichsaufnahmen von Pflanzen sind mit einer Vielzahl verschiedener Sensoren mit unterschiedlichen Messmethoden möglich. Für gewöhnlich kommen dabei Structed Light- [Bellasio et al., 2012], Stereokamera- [Biskup et al., 2007], Time-of-Flight- [Alenya et al., 2011] und Lasertriangulationssysteme [Ehlert et al., 2008] zum Einsatz. Dabei ist die Art des Sensors, die Auflösung und das Messfeld auf das gewünschte Szenario

anzupassen. Um ein vollständiges 3D-Modell der Pflanze abzubilden ist eine Veränderung des Aufnahmestandpunktes unerlässlich. Die Einzelstandpunkte müssen sehr genau vermessen sein, um eine Registrierung (Fusion) zu einem Gesamtbild zu ermöglichen. Dies geschieht mittels manuell verlegter Zielmarken [Frasson & Krajewski, 2010], durch automatisch gefundene, identische Referenzpunkte in den Einzelaufnahmen [Lowe, 2004] oder durch Nutzung einer Geometrie, die die jeweiligen Aufnahmestandpunkte vermisst. Diese Vermessung kann beispielsweise durch einen Lasertracker [El-Omari & Moselhi, 2011] oder einen Messarm [Wagner et al., 2010] [Paulus & Kuhlmann, 2011] geschehen.

Für die in dieser Arbeit und den integrierten Publikationen beschriebenen Experimenten kam, falls nicht anders beschrieben, eine Messarmkombinatiom der Fa. Hexagon Metrology zum Einsatz (siehe Abbildung 2.2). Ein Messarm (Infinite 2.0, Romer, Hexagon Metrology Inc, North Kingstown, RI, USA) [Hexagon Metrology GmbH, 2015b], gekoppelt mit einem Laserscanner (ScanWorks V5, Perceptron, Hexagon Metrology Inc., Plymouth MI, USA) [Hexagon Metrology GmbH, 2015a]. Diese Kombination ermöglicht die Fusion von Laserscans in einem Fenster von ca. 110 mm Breite und ca. 105 mm Tiefe mit einer Wiederholgenauigkeit von ca. 0.88 mm innerhalb der Freiheitsgrade des Messarmes.

Der benutze Laserscankopf arbeitet nach dem Prinzip der Lasertriangulation / Lichtschnittverfahren. Dabei wird ein Laserstrahl ausgesandt und dessen Reflektion von einer Sensoreinheit aufgenommen. Die Kombination von Laseremitter und Kamera ist dabei fest zueinander kalibriert, so dass eine Änderung der Reflektionshöhe in einer Verschiebung der Reflektion auf dem lichtsensitiven Sensor (eindimensional) resultiert. Eine Veränderung des Objektabstandes zum Laseremitter resultiert in einer veränderten Sensorantwort in Form einer anderen Position der Reflektion auf dem Sensor. Dieser Positionsunterschied lässt sich durch Kalibrierung dazu nutzen die Veränderung des Objektabstandes metrisch zu beschreiben. Diese Methode kann zu einem zweidimensionalen Ansatz erweitert werden. Dazu wird eine Laserlinie emittiert, deren Reflektion durch ein CCD-Array aufgenommen wird. Der Ansatz der Lasertriangulation für den zweidimensionalen Fall ist in Abbildung 2.1 dargestellt. Für eine tiefergehende Einführung soll auf [Dupuis & Kuhlmann, 2014] verwiesen werden.

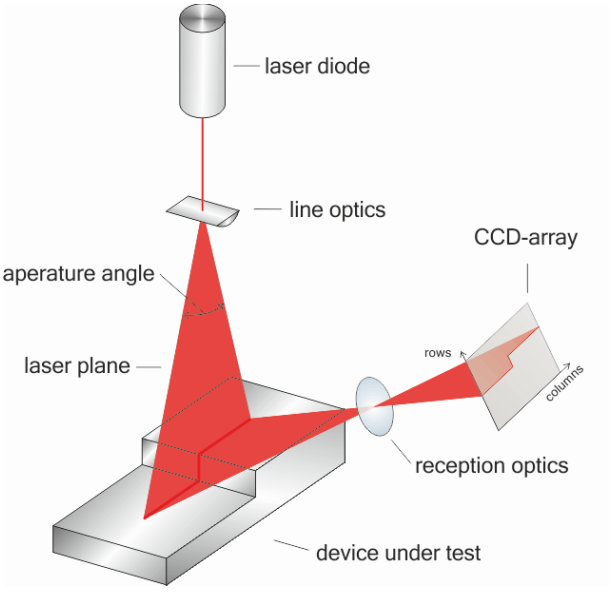


Abbildung 2.1 Die Lasertriangulation für den zweidimensionalen Fall besteht aus einem Laseremitter der eine Laserlinie in den 3D Raum projiziert. Die Reflektion dieser Ebene durch ein Objekt im Raum wird von einem 2D CCD-Array aufgenommen. Die Anordnung von Laseremitter und CCD-Array darf dabei nicht verändert werden. Eine Veränderung des Abstandes zwischen Objekt und Laseremitter resultiert dabei in einer Veränderung der Position der Reflektion auf dem CCD-Array. Durch die Kalibrierung dieser Veränderung lassen sich die Höhenunterschiede metrisch ausdrücken. Abbildung aus [Dupuis & Kuhlmann, 2014].

Der Messarm, bestehend aus mehreren Einzelrohren mit sieben verbindenden, hochgenauen Winkelenkodern, vermisst die aktuelle Position der Armspitze über die Kombination (Danevit-Hartenberg-Transformation

[Angeles, 1997] der Winkelenkoderwerte mit den bekannten Längen der Einzelrohrstücke. Ein an der Spitze sitzender Lasertriangulationsscanner projiziert eine Laserlinie auf das zu messende Objekt und misst pro CCD Spalte eine Abstandsinformation. Diese $2,5D$ Zeilen werden mit den Messarminformationen zu einem vollständigen 3D-Modell zusammengefügt. Dabei profitiert der Messarm von seiner hohen Beweglichkeit durch die Freiheitsgrade der sieben Winkelenkoder und kann dadurch den Großteil der Verdeckungen des Objektes (Eigenverdeckung) durch die Kombination einer Vielzahl von unterschiedlichen Einzelansichten auflösen.

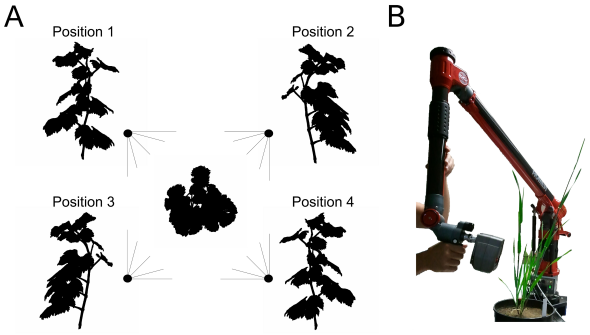


Abbildung 2.2 Um ein vollständiges Abbild der Pflanze zu erstellen, bedarf es der Aufnahme von verschiedenen Standpunkten (A). Die Nutzung eines Messarmes in Verbindung mit einem Laserscanner (B) ermöglicht die weitestgehend verdeckungsfreie Abbildung einer Pflanze. Durch mehrere Gelenke können beliebig viele Aufnahmepositionen eingenommen werden. Die Verbindung von Laserscanner und Messarm ermöglicht die automatische Registrierung der Einzelansichten. [A eigene Darstellung, B aus [Paulus et al., 2014e]]

Der Großteil der Anwendungen im Nahbereich beschäftigt sich mit der Extraktion einzelner Parameter der Pflanze. Dabei werden, kommend aus der 2D-Hochdurchsatzphänotypisierung, vor allem Parameter der äußeren Form wie Höhe, Breite und der konvexen Hülle vermessen [Azzari et al., 2013]. Höher aufgelöste Messungen ermöglichen die Detektion von kleinsten geometrischen Organen und, bei Messungen im zeitlichen Verlauf, die Erkennung von Wachstum. Dies wurde für die 3D-Analyse der Blattfläche [Loch et al., 2005] oder der Blattneigung [Bellasio et al., 2012] gezeigt.

Ein wesentlicher Vorteil der vollständigen und hochaufgelösten 3D-Aufnahme ohne, bzw. nur mit winzigen, Verdeckungen besteht in der Möglichkeit, neue Parameter aus Scans zu extrahieren, die zum Zeitpunkt der Auswertung noch nicht benötigt wurden. Dies ist möglich, da die gesamte Oberfläche der Pflanze in digitaler Form vorliegt. So kann nach einer Untersuchung von Blattfläche und konvexer Hülle in einem Experiment in 2014 ein weiteres Experiment in 2015 gestartet werden, mit dem Ziel die Blattneigung zu vermessen. Die Daten der Blattneigung aus 2014 lassen sich nachträglich berechnen, da die Geometrie vollständig abgebildet ist. So können die Messungen der Blattneigung aus den Jahren 2014 und 2015 miteinander verglichen werden.

2.3 Nahbereichslaserscanning im Vergleich

Am Beispiel des Parameters Blattfläche wird folgend eine Analyse der Genauigkeiten des invasiven Messverfahrens Leafmeter (siehe Abbildung 2.3) mit dem nicht-invasiv messenden Laserscanner gezeigt. Dabei wurde die Fläche von 23 Gersteblättern von vier Pflanzen (BBCH 30), die im Gewächshaus des Institutes für Phytomedizin (INRES, Universität Bonn) gewachsen sind, mit einem Leafmeter (Portable Laser Leaf Meter CI-203, CID Inc., Camas, WA, USA) und dem Laserscanner (Romer Messarm + Perceptron v5) [Hexagon Metrology GmbH, 2015a] gemessen. Als Referenz dient dabei eine etablierte, invasiv arbeitende, photogrammetrische Analyse [Bylesjö et al., 2008, Sanz-Cortiella et al., 2011].

Die Punktwolke der Blattorgane wurde manuell mit der Software Geomagic Studio 12 (Raindrop Geomagic Inc., Morrisville, NC, USA) freigestellt und einheitlich gerastert ($0,5\ mm$ Punktabstand). Eine triangulierte Oberflächenbeschreibung (folgend als Mesh bezeichnet) wurde erzeugt und, da von einer glatten Oberfläche

Abbildung 2.3 Darstellung eines Leafmeters der Firma Li-Cor zur Messung der Blattfläche, das im Aufbau und Funktion dem benutzen Leafmeter ähnelt. Das Leafmeter wird über das zu messende Blatt bewegt, dabei wird die Geschwindigkeit und die Breite des Blattes gemessen, beides zusammen ergibt ein Maß für die Größe des Blattes. Abbildung aus [Li-Cos INC., 2015]

ausgegangen wird, Glättungsalgorithmen angewandt. Die Blattfläche berechnet sich aus der Summe der Einzeldreiecksflächen des Meshes.

Die beiden nicht-invasiven Verfahren Leafmeter und Laserscanner zeigen eine sehr hohe Korrelation ($R^2 = 0.99$). Als Fehlermaße wurden hier die prozentuale Abweichung (MAPE, vgl. Gleichung 2.1) und die Wurzel der mittleren quadratischen Abweichung (RMSE, vgl. Gleichung 2.2) berechnet. Die Leafmeterdaten haben einen Offset, begründet durch das Gerät und das nicht passgenaue Ansetzen des Gerätes am Blatt. Die Abweichungen sind mit $16,30\%$ bzw. $88,36mm^2$ sehr hoch und nicht für die Verfolgung von Wachstum geeignet. [Paproki et al., 2012] gibt hier als Limit eine prozentualen Abweichung von 10% an. Der Laserscanner misst mit minimalem Offset und zeigt eine Abweichung von $3,72\%$ bzw. $34,26\ mm^2$. Das photogrammetrische Referenzverfahren arbeitet invasiv. Die minimale Abweichung des Laserscanners ist dabei der Schnittkante der Blattränder zuzuschreiben. Der Schnitt muss für höchste Genauigkeit direkt am Stängel erfolgen.

$$MAPE = mean(|\frac{V_{Referenz} - V_{Ist-Messung}}{V_{Referenz}} \times 100|) \tag{2.1}$$

$$RMSE = \sqrt{mean(V_{Referenz} - V_{Ist-Messung})^2} \tag{2.2}$$

Der Laserscanner fusioniert die Vorteile der Genauigkeit der photogrammetrischen Methode mit jener der nicht-invasiven Messung eines Leafmeters und ist somit sehr gut für das Verfolgen von Wachstum auf Pflanzen- und Organebene geeignet.

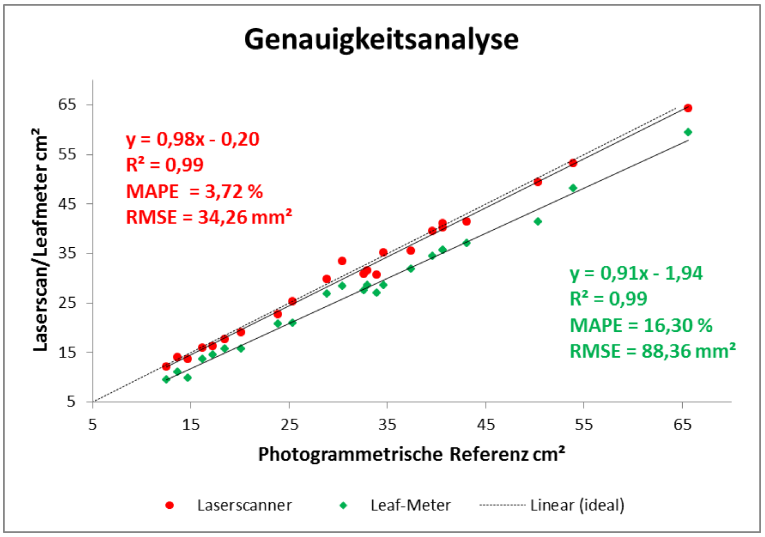


Abbildung 2.4 Die Blattflächendaten des Laserscanners (rot) und des Leafmeter (grün) wurden mit den photogrammetrischen Referenzdaten korreliert. Auffällig ist die geringe prozentuale Abweichung (MAPE) des Laserscanners ($3,72\%$) gegenüber dem Leafmeter ($16,30\%$). MAPE bezeichnet die prozentuale Abweichung, RMSE hingegen die Wurzel der mittleren quadratischen Abweichung.

Das gezeigte Experiment zeigt den Vorteil des Laserscanners als Werkzeug zur Parametrisierung von Pflanzen und Einzelorganen, wie es in der Phänotypisierung zur Anwendung kommt. Daraus können für die Bereiche Vermessung, Parametrisierung und Auswertung folgende Anforderungen und Fragestellungen definiert werden:

- Untersuchungen der Parametrisierbarkeit von Nahbereichslaserpunktwolken. Wie lässt sich die Ableitung von Parametern aus einem hochpräzisen Nahbereichslaserscan für die Organ- und Pflanzenebene evaluieren?
- Untersuchungen der Genauigkeit der Messung. Welche Wechselwirkungen zwischen Laserstrahl und dem pflanzlichen Gewebe treten auf?
- Untersuchung von Low-Cost Sensoren. Stellen Low-Cost Sensoren eine Alternative zum Einsatz von investitionsintensiven Industriemesssystemen dar?
- Automatisierbarkeit der Auswertung. Lassen sich geometriebasierte Segmentierungs- und Klassifikationsalgorithmen auf 3D Pflanzendaten anwenden?
- Einsatz im Hochdurchsatz. Lassen sich organspezifische Parametern aus einer großen Anzahl von Pflanzenpunktwolken effizient ableiten?

Diese Aspekte werden in den folgenden Kapiteln behandelt. Die Parametrisierbarkeit von Nahbereichspunktwolken in Kapitel 4, die Automatisierbarkeit der Auswertung mit einer Anwendung in Hochdurchsatzsystemen durch Methoden des Machine Learning in Kapitel 5, Untersuchung zur Genauigkeit der Messung in Kapitel 6, der Einsatz von Low-Cost Sensoren als Alternative zu hochpreisigen Industriesystemen in Kapitel 7, sowie die Möglichkeit der Fusion mit weiteren Sensoren in Kapitel 8.

Abbildung 2.5 zeigt die behandelten Themen von der Aufnahme der Punktwolke mit dem Laserscanner bis zum Einsatz im Hochdurchsatz. Dabei sind die Blöcke Low-Cost Alternativen, Automatisierung und Qualität der Messung als gleichbedeutend visualisiert.

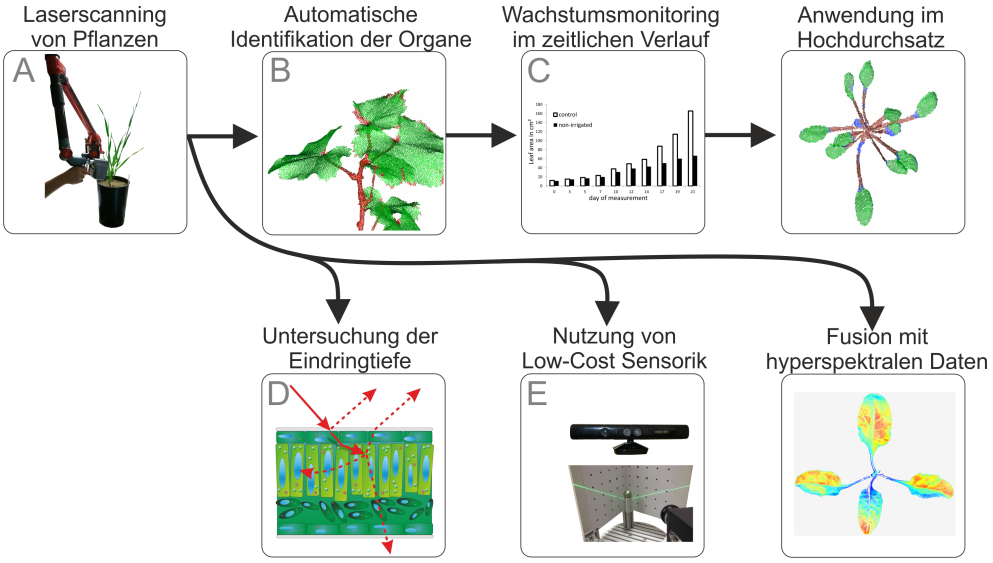


Abbildung 2.5 Überblick über die behandelten Themen dieser Arbeit innerhalb des Nahbereichslaserscannings von Nutzpflanzen. Dabei entsprechen die Buchstaben A-E den zugehörigen Publikationen. Die Anwendung im Hochdurchsatz ist beispielhaft in dieser Arbeit gezeigt.

3. Eigene wissenschaftliche Beiträge

3.1 Publikationen angehängt an dieses Manuskript

Die Reihenfolge der Publikationen orientiert sich inhaltlich am Aufbau dieser Arbeit. Die Publikationen sind im Text als Publikation A-E zitiert.

Publikation **A**:
Paulus, S., Schumann, H., Leon, J., Kuhlmann, H., A high precision laser scanning system for capturing 3D plant architecture and analysing growth of cereal plants, *Biosystems Engineering* 121, 1-11, 2014

Publikation **B**:
Paulus, S., Dupuis, J., Mahlein, A-K., Kuhlmann, H., Surface feature based classification of plant organs from 3D laserscanned point clouds for plant phenotyping, *BMC Bioinformatics* 13:238, 2013

Publikation **C**:
Paulus, S., Dupuis, J., Riedel, S., Kuhlmann, H., Automated Analysis of Barley organs using 3D laserscanning - an approach for high throughput phenotyping, *Sensors* 14 (7),12670-12686, 2014

Publikation **D**:
Paulus, S., Eichert, T., Goldbach, H.E., Kuhlmann, H., Limits of active laser triangulation as an instrument for high precision plant imaging, *Sensors* 14 (2) 2489-2509, 2014.

Publikation **E**:
Paulus, S., Behmann, J., Mahlein, A-K., Plümer, L., Kuhlmann, H., Low-cost 3D systems - well suited tools for plant phenotyping, *Sensors* 14 (2) 3001-3018, 2014

3.2 Publikationen in Kooperation mit Relevanz für diese Arbeit

Diese Publikationen sind zeitlich nach Erscheinungsdatum sortiert.

Paulus, S. and Kuhlmann, H., Nahbereichsscanning - Messprinzipien und Einsatzmöglichkeiten bei Nutzpflanzen, Schriftenreihe DVW, Terrestrisches Laserscanning - TLS 2011 mit TLS-Challenge, (66), 17-30, 2011

Paulus, S., Schumann, H., Kuhlmann, H., Automatische Parameterextraktion aus hochauflösenden Laserscans - ein wichtiger Schritt bei der Phänotypisierung in *Bornimer Agrartechnische Berichte, 19. und 20. Workshop 6.-7. Mai 2013 Berlin*, (81), 241-249, 2013

Paulus, S., Riedel, S., Kuhlmann, H., Automatic extraction of stem parameters out of 3D laser scanned barley plant point clouds, *Beiträge zum 17. Internationalen Ingenieurvermessungskurs*, (14), 403-416, 2014

Holst, C., Dupuis, J., **Paulus, S.**, Kuhlmann, H., Laserscanning im Nah- und TLS Bereich, Aspekte um voneinander zu lernen, *Allgemeine Vermessungsnachrichten*, 121, (7), 260-272, 2014

Dupuis, J., **Paulus, S.**, Behmann, J., Plümer, L., Kuhlmann, H., A multi-resolution approach for an automated fusion of different low-cost 3D sensors, *Sensors* 14, 7563-7579, 2014

Behman, J., Mahlein, A.-K., **Paulus, S.**, Kuhlmann, H., Oerke, E.-C., Plümer, L. Calibration of hyperspectral close-range pushbroom cameras for plant phenotyping. *ISPRS - Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (106), 172-182, 2015

Rose, J.C., **Paulus, S.**, Kuhlmann, H., Accuracy Analysis of a Multi-View Stereo Approach for Phenotyping of Tomato Plants at the Organ Level, *Sensors* 15, 9651-9665, 2015

Wahabzada, M., **Paulus, S.**, Kerstin, K., Mahlein, A.-K., Automated interpretation of 3D laserscanned point clouds for plant organ segmentation, *BMC Bioinformatics* 16:248, 2015

Behman, J., Mahlein, A.-K., **Paulus, S.**, Dupuis, J., Kuhlmann, H., Oerke, E.C., Plümer, L. Generation and application of hyperspectral 3D plant models: methods and challenges, *Machine Vision and Applications* 1-14, 2015

Dupuis, J., **Paulus, S.**, Mahlein, A.-K., Kuhlmann, H. and Eichert, T. The Impact of different Leaf Surface Tissues on active 3D Laser Triangulation Measurements, *PFG Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation*,6, 437-447, 2015

3.3 Kurze Einführung in die Hauptthesen der angefügten Publikationen

3.3.1 Hauptthese Publikation A

Paulus, S., Schumann, H., Leon, J., Kuhlmann, H., A high precision laser scanning system for capturing 3D plant architecture and analysing growth of cereal plants, *Biosystems Engineering* 121, 1-11, 2014

These: Mit Hilfe von Nahbereichslaserscannern können hochgenaue Punktwolken von Pflanzen generiert werden, die für die Ableitung von, für die Phänotypisierung wichtigen, Parametern benutzt werden können.

Diese Publikation behandelt das Nahbereichslaserscanning von Gerstepflanzen mittels einer Lasertriangulation / Messarmkombination. Dabei wurde erstmals eine hochauflösende Punktwolke einer Getreidepflanze mit einer Punkt-zu-Punkt-Auflösung von $\leq 0.5\ mm$ erstellt und deren Entwicklung über einen Zeitraum von 3 Monaten (10 Messungen) beobachtet. Die Parametrisierung erfolgte manuell durch die Repräsentation der Blattfläche durch ein trianguliertes Mesh und die Approximation der Stängelform durch Zylinderprimitive. Die daraus abgeleiteten Parameter wurden mit herkömmlichen Messmethoden, wie einer photogrammetrischen invasiv-messenden Methode und einem Gliedermaßstab evaluiert. Für den Parameter Blattfläche ergab sich eine prozentuale Abweichung (MAPE) von 2,4 % und ein Korrelationskoeffizient von $R^2 = 0.96$ beim Vergleich mit herkömmlichen, invasiven Messmethoden. Erstmals konnten organspezifische Parameter über die Zeit verfolgt werden. Eine Anwendung zur Beobachtung von Wachstum unter Trockenstress wurde gezeigt. Eine vertiefte Einführung in diese Thematik ist in Kapitel 4 zu finden.

3.3.2 Hauptthese Publikation B

Paulus, S., Dupuis, J., Mahlein, A-K., Kuhlmann, H., Surface feature based classification of plant organs from 3D laserscanned point clouds for plant phenotyping, *BMC Bioinformatics* 13:238, 2013

These: Die Nutzung geometriebasierter Merkmale ermöglicht die Trennung der Einzelorgane von Pflanzen und eine organspezifische Parametrisierung.

In Publikation A wurde die Separierung der Gesamtpunktwolke der Pflanze in Einzelpunktwolken der Einzelorgane manuell durchgeführt. Dieser Schritt benötigt Zeit und Arbeitskraft. Daher ist die Automatisierung dieses Schrittes in Anbetracht der großen Zahl von zu beobachtenden Pflanzen in Phänotypisierungsszenarien erforderlich. Ausgehend von einer histogrammbasierten Oberflächenbeschreibung, die die Geometrie der Oberfläche kodiert, dienen die Histogramme als Input für die Klassifikation mittels Machine Learning Verfahren, hier Support Vector Machines (SVM). Dabei wurde der ursprüngliche Algorithmus [Rusu et al., 2009a] [Rusu et al., 2009b] erstmals auf Daten des Nahbereiches angewendet und für den Einsatz in Phänotypisierungsszenarien angepasst. Ergebnisse wurden dabei für die automatische Trennung von Stängel- und Blattorganen bei Weinreben und Stängel und Ähren bei Weizen erzielt. Diese sogenannten Surface Feature Histogramme erzielen nach einmaliger Anpassung auf den jeweiligen Pflanzentyp Klassifikationsgenauigkeiten von bis zu $98,3\%$ für die Weinrebe und $96,6\%$ für den Weizen. Für den Weizen wurde weiterhin die Korrelation invasiver Messungen des Ährengewichtes ($R^2 = 0,71$), Gesamtkerngewicht ($R^2 = 0,66$) und Anzahl der Körner ($R^2 = 0,81$) mit dem ährenweise berechneten, nicht-invasiv gemessenen, Alpha-Shape-Volumen [Edelsbrunner et al., 1983] angegeben. Damit ist gezeigt, dass aus den mittels Laserscanner gemessenen Punktwolken von Weizentrieben automatisiert Ernteparameter abgeleitet werden können. Eine vertiefte Einführung in diese Thematik ist in Kapitel 5 zu finden.

3.3.3 Hauptthese Publikation C

Paulus, S., Dupuis, J., Riedel, S., Kuhlmann, H., Automated Analysis of Barley organs using 3D laserscanning - an approach for high throughput phenotyping, *Sensors* 14 (7), 12670-12686, 2014

These: Geometriebasierte Merkmale ermöglichen, nach Training auf einem zufällig gewählten Datensatz einer Gesamtpflanze, die Trennung der Organe auf weiteren 3D-Pflanzendatensätzen in unterschiedlichen Wachstumsstadien. Somit lassen sich diese Histogramme zur automatischen Organparametrisierung auf Zeitreihen anwenden.

Die in Publikation B gezeigte Automatisierung der Trennung der Einzelorgane mittels oberflächenbeschreibender Surface-Feature-Histogramme lässt sich, durch Anpassung der Parameter, auf verschiedenen Pflanzentypen anwenden. Bei der automatischen Trennung von Gerstepunktwolken in die Organe Blatt und Stängel können diese parametrisiert werden. Blätter werden dabei mittels triangulierter Meshes dargestellt, Stängel durch automatisch approximierte Zylinder. Dadurch ist es nun erstmals möglich, die Organe einer Gerstepflanze über die Zeit (3 Wochen) mittels automatisierter Segmentierung und Parametrisierung zu beobachten. Die Ergebnisse wurden mittels manuell getrennter Daten evaluiert und zeigen hohe Korrelation von $R^2 = 0,99$ für die kumulierte Blattfläche und $R^2 = 0,98$ für die kumulierte Stängelhöhe. Diese Publikation zeigt die Anwendung für zwei Pflanzen mit verschiedenen Behandlungen (bewässert / nicht bewässert). Die Studie kann als Proof-of-Concept für die automatisierte Parametrisierung von Pflanzenorganen und das automatische Monitoren von Wachstum für die Anwendung in Trockenstressszenarien verstanden werden. Eine vertiefte Einführung in diese Thematik ist zusammen mit dem vorhergehenden Thema in Kapitel 5 zu finden.

3.3.4 Hauptthese Publikation D

Paulus, S., Eichert, T., Goldbach, H.E., Kuhlmann, H., Limits of active laser triangulation as an instrument for high precision plant imaging, *Sensors* 14 (2) 2489-2509, 2014.

These: Die Wechselwirkung zwischen Laserstrahl und pflanzlichem Gewebe beim Laserscanning von Pflanzen lässt sich nutzen, um zusätzliches Wissen über die Struktur und Beschaffenheit der gescannten Oberfläche abzuleiten.

Beim Laserscanning von pflanzlichen Oberflächen ist zu beachten, dass das beinhaltete Chlorophyll eine hohe Absorption von Licht der Wellenlänge des Laserscanners (660 nm) aufweist. Diese Publikation zeigt, dass pflanzliche Faktoren wie z.B. Chlorophyllgehalt, Epidermisausdehnung, physiologischer Zustand sowie der Befall durch Krankheiten einen deutlichen Einfluss auf die Qualität der Messung, bis hin zum Fehlen von Messwerten, besitzen. Dabei kommt das gemessene Signal aus verschiedenen Tiefeschichten des Gewebes. Das Intervall der Tiefe kann bei Sensoren mit Lasertriangulation durch Änderung der Belichtungszeit angepasst werden. Eine vertiefte Einführung in diese Thematik ist in Kapitel 6 zu finden.

3.3.5 Hauptthese Publikation E

Paulus, S., Behmann, J., Mahlein, A-K., Plümer, L., Kuhlmann, H., Low-cost 3D systems - well suited tools for plant phenotyping, *Sensors* 14 (2) 3001-3018 2014

These: Aktuelle Low-cost Messgeräte ermöglichen die 3D-Vermessung von Pflanzen und die Ableitung von für die Phänotypisierung wichtigen Parametern und können in bestimmten Bereichen hochpreisige Messsysteme ersetzen.

Das in den bisher vorgestellten Publikationen (A-D) gezeigte Industriemesssystem (Triangulationslaserscanner + Messarm) bedarf einer großen Investition. Aktuell sind am Markt verschiedene Low-Cost Messsysteme zu finden, die hohe Genauigkeiten bei kleiner Investition ($\leq$ 1000 *Euro*) versprechen. In dieser Publikation wurden die Systeme *Microsoft Kinect* (Microsoft Corporation, Redmont WA, USA und PrimeSens, Tel Aviv, Israel) und *David Laserscanning* (DAVID Vision Systems GmbH, Koblenz, Germany) als Alternativen zu teuren Industriemesssystemen zum Einsatz in der Phänotypisierung evaluiert. Beide Systeme zeigen bei Messung von Ebenen- und Kugelprimitiven Abweichungen von $\sigma =\leq 1\ mm$. Je nach Anwendungsziel in der Phänotypisierung erreicht mindestens eines der untersuchten Low-Cost Systeme eine befriedigend hohe Genauigkeit im Vergleich zum Industriemesssystem. Für das Vermessen von Blattflächen (Rüben) oder Ährenlängen (Weizen) wurden mit dem David System sehr kleine Abweichungen von weniger als 5% (MAPE) erreicht. Mit der Microsoft Kinect konnte dies für Parameter wie der projizierten Blattfläche (Rüben), Ährenvolumen (Weizen) oder Oberflächen bei Rübenkörpern erreicht werden. Beide Low-Costsysteme konnten bei Messung von Rübenkörpern bzgl. Höhe, Breite und Volumen mit einer prozentualen Abweichung von $\leq$ 6% bemerkenswerte Ergebnisse liefern. Eine vertiefte Einführung in diese Thematik ist in Kapitel 7 zu finden.

3.4 Kurze Einführung und Beschreibung der nicht angefügten Publikationen

Paulus, S. and Kuhlmann, H., Nahbereichsscanning - Messprinzipien und Einsatzmöglichkeiten bei Nutzpflanzen, *Schriftenreihe DVW, Terrestrisches Laserscanning - TLS 2011 mit TLS-Challenge*, (66), 17-30, 2011

Diese Publikation [Paulus & Kuhlmann, 2011] listet die verschiedenen Möglichkeiten der 3D-Vermessung auf und beschreibt die Anforderungen und Problemstellungen die bei der 3D-Vermessung im Allgemeinen und bei der Vermessung von Pflanzen im Besonderen auftreten. Besonderes Augenmerk wird dabei auf die Möglichkeiten der Fusion von Einzelaufnahmen durch Gelenkmessarme oder Lasertracker gelegt.

Paulus, S., Schumann, H., Kuhlmann, H., Automatische Parameterextraktion aus hochauflösenden Laserscans - ein wichtiger Schritt bei der Phänotypisierung in *Bornimer Agrartechnische Berichte, 19. und 20. Workshop 6.-7. Mai 2013 Berlin*, (81), 241-249, 2013

Eine Möglichkeit der automatischen Klassifikation von Pflanzenorganen in 3D-Punktwolken stellen Surface Feature Histogramme dar. Diese wurden bereits in Publikation B eingeführt. Diese Publikation [Paulus et al., 2013b] beschreibt die Anwendung der Histogramme auf einem Gerstedatensatz mit zehn Messungen und die Extraktion von organspezifischen Wachsumszeitreihen am Beispiel der Blattfläche.

Paulus, S., Riedel, S., Kuhlmann, H., Automatic extraction of stem parameters out of 3D laser scanned barley plant point clouds, *Beiträge zum 17. Internationalen Ingenieurvermessungskurs*, (14), 403-416, 2014

Diese Publikation [Paulus et al., 2014d] zeigt die Weiterentwicklung der automatischen Extraktion von Blattflächen mit Hilfe von Surface Feature Histogrammen zur Beobachtung von Stängelvolumina am Beispiel eines Gerstedatensatzes. Durch die Schätzung von Zylindern konnte das Wachstums der Einzelstängel über die Dauer von zehn Messungen automatisiert beobachtet werden.

Holst, C., Dupuis, J., **Paulus, S.**, Kuhlmann, H., Flächenhafte Deformationsanalysen mit terrestrischen und Nahbereichslaserscannern eine Gegenüberstellung anhand von Beispielen, *Allgemeine Vermessungsnachrichten*, 121, (7), 260-272, 2014

In dieser Publikation [Holst et al., 2014] werden die Auswertemethoden für terrestrisches Laserscanning und laserbasierte Messungen im Nahbereich miteinander verglichen. Besonderes Augenmerk wird dabei auf die

Extraktion von primitiven Körpern aus 3D-Punktwolken gelegt. Aufgezeigt werden Aspekte und Methoden die aus dem Nahbereich kommen und auf den TLS-Bereich übertragen werden können und umgekehrt.

Dupuis, J., **Paulus, S.**, Behmann, J., Plümer, L., Kuhlmann, H., A multi-resolution approach for an automated fusion of different low-cost 3D sensors, *Sensors* 14, 7563-7579, 2014

Surface Feature Histogramme kommen aus der Robotik, ihre Implementierung wurde für die Nutzung im Nahbereich angepasst. Diese Publikation [Dupuis et al., 2014] zeigt die Nutzung der Histogramme als Merkmal zur Registrierung von 3D-Einzelansichten im Nahbereich. Punktwolken aus günstigen 3D-Messsystemen (David Laserscanning und Microsoft Kinect) wurden miteinander verknüpft. Das Ergebnis ist eine Punktwolke die Messvolumen und Auflösung der Einzelsensoren kombiniert und somit die Vorteile beider Sensoren verbindet.

Behman, J., Mahlein, A.-K., **Paulus, S.**, Kuhlmann, H., Oerke, E.-C., Plümer, L. Calibration of hyperspectral close-range pushbroom cameras for plant phenotyping. *ISPRS - Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (106), 172-182, 2015

Durch die Fusion verschiedener Sensoren lassen sich Vorteile der Einzelsensoren kombinieren. Dies lässt sich auch mit spektral- und geometriemessenden Sensoren bewerkstelligen. Dafür müssen die Sensoren einzeln und zueinander kalibriert werden. In dieser Publikation [Behmann et al., 2015b] wurde ein Modell zur Kombination einer 3D-Laserscannermessung und eines Hyperspektraldatensatzes veröffentlicht. Ein 3D-Modell einer Zuckerrübe (oberirdischer Teil) wurde generiert, das punktweise Zugriff auf die 3D-Koordinate und die hyperspektrale Reflektion zulässt.

Rose, J.C., **Paulus, S.**, Kuhlmann, H., Accuracy Analysis of a Multi-View Stereo Approach for Phenotyping of Tomato Plants at the Organ Level, *Sensors* 15, 9651-9665, 2015

Die Arbeit [Rose et al., 2015] beschreibt den Vergleich von 3D-messenden Systemen/Ansätzen, 3D-.Laserscanner und Structure-from-motion für die Anwendung in der Phänotypisierung. Relevanten Parametern wie die konvexe Hülle oder Blattfläche, werden für beide Ansätze extrahiert und verglichen. In dieser Arbeit wurde gezeigt, dass sich diese 3D-Parameter mit hoher Genauigkeit auch mit handelsüblichen Kameras und 3D-Softwaretools ableiten lassen.

Wahabzada, M., **Paulus, S.**,Kersting, K., Mahlein, A.-K. Automated interpretation of 3D laserscanned point clouds for plant organ segmentation, *BMC Bioinformatics* 16:248, 2015

Diese Arbeit [Wahabzada et al., 2015b] führt die Untersuchungen aus [Paulus et al., 2013a] weiter aus, indem Methoden des unüberwachten Lernens auf die eingeführten Surface Feature Histogramme angewendet werden. Durch Clustering eines ungelabelten Datensatzes von aus 3D-Laserscans berechneten Histogrammen einer Weinrebe und eines Weizenscans lassen sich die Hauptorgane wie Blatt und Stängel (Weinrebe), sowie Blatt, Stängel und Ähre (Weizen) identifizieren, ohne Vorwissen aus Trainigsdaten zu nutzen.

Behmann, J., Mahlein, A.-K., **Paulus, S.**, Dupuis, J., Kuhlmann, H., Oerke, E.-C., Plümer, L., Generation and application of hyperspectral 3D plant models: methods and challenges, *Machine Vision and Applications* 1-14, 2015

Hyperspektralkameras sind nicht in der Lage Unterschiede im Reflektionsverhalten durch Geometrieunterschiede zu modellieren. Die Fusion von 3D-Laserscannerdaten mit hyperspektralen Daten ermöglicht die Korrektur der hyperspektralen Werte und eine Modellierung des Strahlenganges. Diese Publikation [Behmann et al., 2015a] zeigt die Berechnung einer Korrekturfunktion bei Nutzung einer hyperspektralen Zeilenkamera auf einer Linearachse mit dem Ziel der geometrischen Kalibrierung.

Dupuis, J., **Paulus, S.**, Mahlein, A.-K., Kuhlmann, H. and Eichert, T. The Impact of different Leaf Surface Tissues on active 3D Laser Triangulation Measurements, *PFG Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation*,6, 437-447, 2015

Diese Publikation [Dupuis et al., 2015] führt die Untersuchungen aus Publikation D weiter aus. Zum einen wird neben der reinen Geometriemessung (XYZ) die Intensität der Rückstrahlung des Lasers (I) gemessen und in den Zusammenhang mit der Eindringtiefe und der Interaktion mit dem pflanzlichen Gewebe gesetzt. Desweiteren wird die Untersuchung durch die Nutzung zweier verschiedener Laserwellenlängen (660 nm und 405 nm) erweitert. Eindringeffekte können nun direkt im Zusammenhang mit der verwendeten Wellenlänge im Laserscanner evaluiert werden. Der Laserscanner mit blauem Laser (405 nm) zeigt im direkten Vergleich eine sehr viel niedrigere Eindringung als der Laserscanner mit rotem Laser (660 nm) und ist somit für die Nutzung in der Pflanzenphänotypisierung besser geeignet.

4. Parameterextraktion aus 3D-Punktwolken

Studien und Untersuchungen zu diesem Thema sind in Publikation A (Paulus, Schumann, Léon, Kuhlmann in Biosystems Engineering 2014) zu finden.

4.1 Parametermessung an Pflanzen

Methoden zur Parametrisierung von Pflanzen lassen sich unterteilen in invasive (zerstörende) Methoden, wie das Wiegen der Blatt- oder Stängelmasse, und nicht-invasive (nicht zerstörende) Methoden wie die Messung mit dem Leafmeter oder abbildenden Verfahren. Dabei beschreibt das nicht-invasive Messen die Ableitung von Parametern ohne bzw. mit minimaler Beeinträchtigung der Pflanze, während invasive Messmethoden wie die Entfernung von Blättern zur Frischmassebestimmung die Pflanze beeinträchtigen. Nicht-invasives Messen ermöglicht das Monitoring von Wachstum der verschiedenen Organe und der Gesamtpflanze. In Abbildung 4.1 ist die Korrelation zwischen den nur invasiv zu messenden Parametern Blattmasse (frisch), Stängelmasse (frisch) sowie der Gesamtfrischmasse und den nicht-invasiv gemessenen Parametern Blattfläche, Stängelvolumen sowie Voxelvolumen gezeigt. Dem Experiment liegen jeweils 20 Pflanzenmessungen für die invasive und nicht-invasive Analyse zugrunde.

Der benutzte Parameter Voxelvolumen beschreibt eine voxelbasierte Berechnung des Volumens der gescannten Pflanze. Dabei wird der 3D-Raum in Würfel (volume elements = voxel, entsprechend zu picture elements = pixel) eingeteilt. Für den beschriebenen Versuch lag dazu eine Würfelkantenlänge von $0,25\ mm$ zugrunde. Ein Würfel wird als *benutzt* gelabelt, wenn sich gescannte Punkte der Pflanze innerhalb der Würfelgrenzen befinden. Das Voxelvolumen der Pflanze berechnet sich durch Aufsummierung der Volumina aller als *benutzt* gelabelten Würfel.

Die hohen Korrelationen ($\geq 0,92$) zeigen, dass sich invasiv messbare Parameter aus nicht-invasiv gemessenen Parametern bestimmen lassen. Die Vermessung durch Laserscanner wird hier als nicht-invasiv bezeichnet, da sie die Pflanze nicht im Wachstum behindert, bzw. die Geometrie zerstört. Minimale Interaktionen des Lasers mit dem pflanzlichen Gewebe werden ausführlicher in Kapitel 6 beschrieben.

4.2 Nicht-invasive Messmethoden

Nahbereichslaserscanner bieten im Vergleich zu anderen 3D-abbildenden Systemen wie Stereovision [Biskup et al., 2007] oder Magnetresonanzaufnahmen (MRT) [Schulz et al., 2013] einige Vorteile. Die Punktwolke ist während des Messvorganges sichtbar, da Laserscanner sequentiell messen, und der Output, die XYZ Punktwolke, nach und nach vergrößert wird. Somit können Verdeckungen aufgelöst bzw. durch nachträgliche Scans hinzugefügt werden. Der Verarbeitungsschritt der Punktwolkenerstellung, wie er bei der Stereokamerarekonstruktion bekannt ist, entfällt. Abbildung 4.2 zeigt die Detailansichten einer Tomatenpflanze, aufgenommen mit dem Laserscanner und RGB-Fotos. Aus den Fotos wurde mit der Software Pix4D (Pix4D SA, Lausanne, Schweiz) eine Punktwolke erstellt. Das Fehlen von Punkten des Stängels, sowie das komplette Fehlen einiger Blattteile ist auffallend. Der Stängel ist trotz des störenden Einflusses der Stängelhärchen bei der Laserscannerpunktwolke gut beschrieben. Die klare Abgrenzung zwischen Härchen und Stängel fehlt in der Fotopunktwolke. Je nach Anwendung kann solch eine Punktwolke den Ansprüchen genügen. Während die Qualität einer Fotopunktwolke erst im Postprocessing bewertbar ist, kann die Laserscannerpunktwolke bereits während des Scanprozesses bezüglich Vollständigkeit und Auflösung beurteilt werden. Für einen tiefergehenden Vergleich zwischen Laserscanning und RGB-Fotos als Werkzeuge zur Phänotypisierung wird auf die im Rahmen dieser Arbeit in Kooperation entstandene Publikation [Rose et al., 2015] verwiesen.

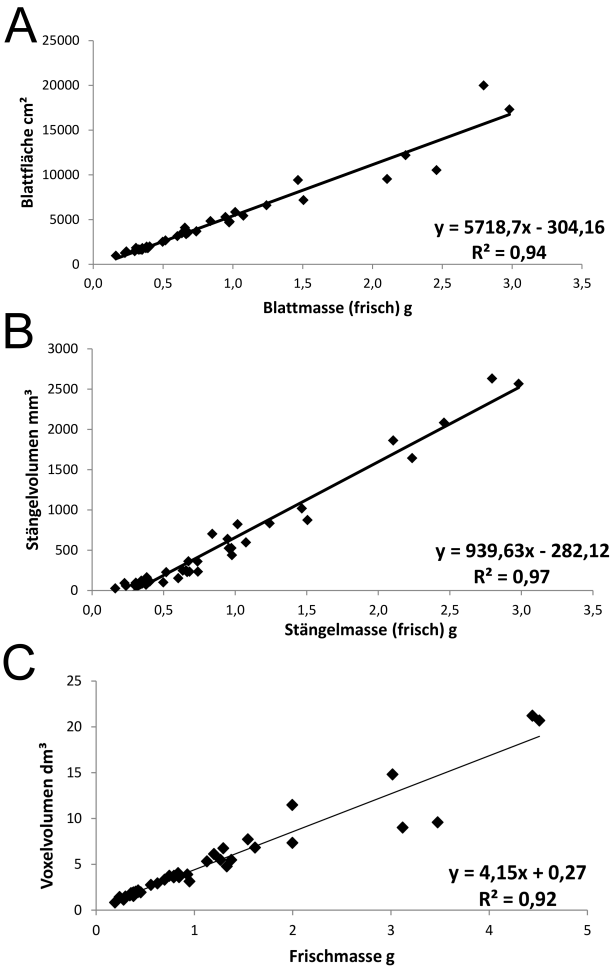


Abbildung 4.1 In einem Versuch mit 20 Gerstepflanzen wurden nicht-invasive und invasive Messungen durchgeführt. Es wurden hohe Korrelationen erreicht für den Vergleich von Blattfläche und Blattmasse (A), Stängelvolumen und Stängelmasse (B), sowie für den Vergleich zwischen Voxelvolumen und Frischmasse (C) [eigene Darstellung, unveröffentlich]

4.3 Parametrisierung von Pflanzenscans

3D-Punktwolken von Pflanzen können durch eine geeignete Darstellung approximiert und parametrisiert werden. Approximation durch Primitive wie z.B. Zylinder ermöglicht das einfache Ableiten von Eigenschaften der Länge, des Volumens oder der Ausdehnung eines gescannten Pflanzenstängels. Eine Darstellung durch eine Triangulation / Dreiecksvermaschung arbeitet ohne die Approximation von Grundformen direkt auf den Daten, bedarf allerdings einer geeigneten Punktdichte, da zu hohe Punktdichten nicht den nötigen Glattheitsansprüchen entsprechen. Dies wird für die Parametrisierung von Blattflächen angewendet. Eigene Experimente (Publikation A) und die Literatur zeigen allerdings eine hohe Genauigkeit und Anwendbarkeit beider Vorgehensweisen [Frasson & Krajewski, 2010] [Paulus et al., 2014e] [Paulus et al., 2014b].

In Abbildung 4.3 ist gezeigt, wie der typische Ablauf vom Scan einer Pflanze bis hin zur Analyse des interessierenden Parameters, wie er in typischen Phänotypisierungsszenarien vorkommt, ausschaut. Neben des grundsätzlichen Wissens über Messkonfiguration, Vorverarbeitung und Parametrisierung kommt für die Klassifikation mit überwachten Methoden aus dem Machine Learning die Bereitstellung von Trainingsdaten hinzu. Hier müssen die Daten manuell gelabelt werden, bevor mit ihrer Hilfe, z.B. bei Nutzung von SVM, die Trennfunktion gelernt werden kann. Diese Verarbeitungspipeline ist generalisierbar für alle Anwendungen der

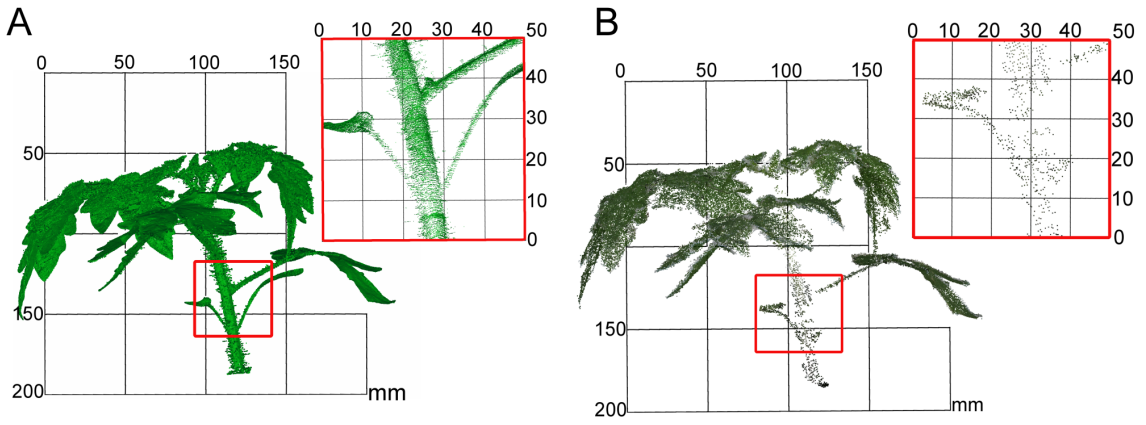


Abbildung 4.2 Vergleich einer Tomatenpflanze aufgenommen mit der Romer-Perceptron Scankombination (A) und einem aus 2D RGB-Bildern erstellten Punktwolke (B). Zur Visualisierung wurde die Punktwolke des Laserscanners eingefärbt und schattiert. Das photogrammetrisch erzeugte Modell ist in den berechneten RGB-Farben dargestellt. [eigene Darstellung, unveröffentlicht, weitere Abbildungen in [Rose et al., 2015]]

Phänotypisierung, die mittels 3D-Erfassung die organspezifische Analyse von geometrischen Veränderungen anstreben.

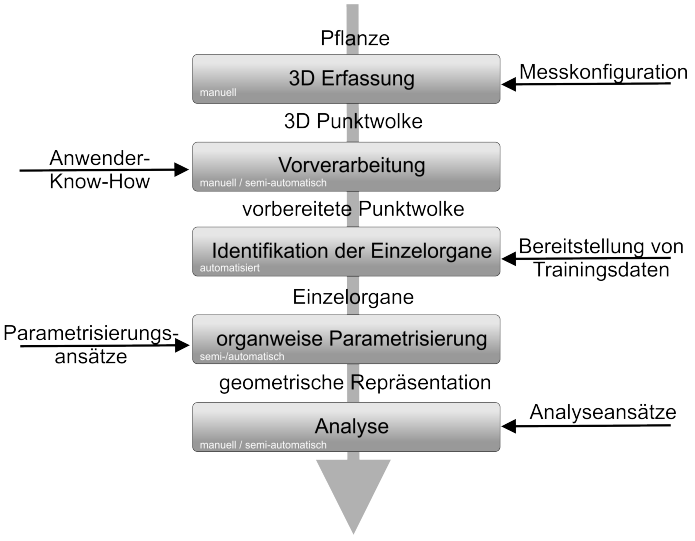


Abbildung 4.3 Die gezeigte Verarbeitungspipeline zeigt den Datenfluss vom Scan der Pflanze über die Vorverarbeitung, die Identifikation der Einzelorgane, deren Parametrisierung, bis zur Analyse des Wachstums bspw. bei Zeitreihenscans. Zu jedem Verarbeitungsschritt ist angegeben, inwieweit Vorwissen durch den Nutzer vorhanden sein muss. Weiterhin ist für jeden Verarbeitungsschritt angegeben, ob dieser Schritt durch manuelle Interaktion oder automatisiert abläuft. [eigene Darstellung, unveröffentlich]

Im Experiment mit 30 Gerstepflanzen (Publikation A) zeigen die ermittelten Parameter eine hohe Korrelation mit minimaler Abweichung im Vergleich mit herkömmlichen Messmethoden. Dabei wurden die Parameter Blattfläche, Stängelhöhe, sowie Höhe und Breite abgeleitet. Für die Blattfläche wurde eine Abweichung von 2.41% MAPE, für die Stängelhöhe $4,71\%$ MAPE ermittelt. Die Abweichungen für die Gesamtpflanze wurden für die Höhe mit $1,83\%$ MAPE und für die Breite mit $0,52\%$ MAPE ermittelt. Als Vergleich dienten dazu die bekannten Referenzen aus Gliedermaßstabmessung bzw. photogrammetrischer Vermessung. Die ermittelten Abweichungen liegen unterhalb der durch [Paproki et al., 2012] definierten Grenze von 10%, die zum Monitoring von Wachstum nötig ist.

etablierte Parameter	**Pflanze**	**Quelle**	**neue Parameter**	**Pflanze**	**Quelle**
Höhe, Breite	*Gerste*	[Busemeyer et al., 2013]	Ährenvolumen	*Weizen*	[Paulus et al., 2013a]
Blattfläche	*Gartenbohne*	[Bellasio et al., 2012]	Ährenform	*Weizen*	[Paulus et al., 2013a]
proj. Blattfläche	*Weizen & Gerste*	[Munns et al., 2010]	Einzelblattwachstum	*Gerste*	[Paulus et al., 2014e]
konvexe Hülle	*Artischocke*	[Azzari et al., 2013]	Stängelwachstum	*Gerste*	[Paulus et al., 2014e]
Blattneigung	*Gartenbohne*	[Bellasio et al., 2012]	Stängeldicke	*Gerste*	[Paulus et al., 2014d]
Dichte der Krone	*Waldbestand*	[Danson, 2007]	Voxelvolumen	*Gerste*	Versuch unveröffentlicht

Tabelle 4.1 Übersicht etablierter Parameter, sowie durch 3D-Laserscanning erstmalig nicht-invasiv messbare Parameter.

Aus 3D-Punktwolken lassen sich viele neue, organweise berechneten Parameter, sowie auch etablierte Parameter für die Nutzpflanzenwissenschaft ableiten. Einen Überblick dazu gibt Tabelle 4.1.

Es wurde gezeigt, dass Nahbereichslaserscanning ein evaluiertes und hochgenaues Werkzeug zur 3D-Erfassung von Pflanzen ist. Durch die Vielzahl der Parameter, die sich auch noch nachträglich aus der Punktwolke generieren lassen, sind angepasste Analysen auf Organebene möglich. Weiterhin weist das Verfahren im Vergleich mit herkömmlichen Messsystemen eine Genauigkeit auf, mit der das Verfolgen von Wachstum möglich ist. Die Messungen liefern genaue, räumlich hoch aufgelöste und fast verdeckungsfreie Punktwolken, die als Referenz für andere Systeme nutzbar sind.

5. Automatisierung

Studien und Untersuchungen zu diesem Thema sind in Publikation B (Paulus, Dupuis, Mahlein, Kuhlmann in BMC Bioinformatics 2013) und Publikation C (Paulus, Dupuis, Riedel, Kuhlmann in Sensors 2014) zu finden.

5.1 Automatische Identifikation von Pflanzenorganen

Der Einsatz von automatisierten Hochdurchsatzsystemen ist ein wesentliches Werkzeug der Phänotypisierung [Granier & Vile, 2014], um eine große Anzahl von Pflanzenstichproben in kurzer Zeit zu beobachten. Die erzeugten Datenmengen sind aufgrund ihrer Größe nicht mehr manuell auszuwerten, weshalb intelligente Algorithmen benötigt werden [Hartmann et al., 2011]. Dieses sogenannte High-throughput-Phenotyping (HTP) beinhaltet zeitlich hochaufgelöstes Tracking von geometrischen und funktionalen Eigenschaften (bspw. Blattfläche und Blattwachstum) und liefert Modelle, die Wachstum und Entwicklung beschreiben [Brown et al., 2014].

Bildbasierte Hoch-Durchsatz-Auswertungsverfahren zur Parametrisierung von Arabidopsis [Granier et al., 2005], Tabak [Walter et al., 2007], Reis [Reuzeau et al., 2010] oder Gerste [Hartmann et al., 2011] wurden bereits getestet. Die automatisierte Auswertung der 2D-Bilddaten umfasste dabei Parameter wie Höhe und Breite der Pflanzen, totale Überdeckung durch Projektion in die Ebene, sowie der Blattfläche und projizierten Blattfläche.

Anders als die bildbasierten Daten liefert ein 3D-Laserscanner eine 3D-Punktwolke, die die Oberflächen des Objektes repräsentiert. Zur Verfolgung des organspezifischen Wachstums müssen in diesen Punktwolken zunächst die Einzelorgane identifiziert, die Punktwolke semantisch aufbereitet und jeder Einzelpunkt einer Klasse zugeordnet werden. Dieser Identifikationsschritt wird dabei bisher weitestgehend manuell, mit hohem Zeitaufwand durchgeführt [Frasson & Krajewski, 2010], bzw. ist erst nach der aufwendigen Prozessierung zur Erstellung eines Meshes der Gesamtpflanze möglich [Paproki et al., 2011,Paproki et al., 2012]. Die Identifikation bzw. Segmentierung der Organe beschreibt eine fundamentale Prozessstufe mit dem Ziel, Datenpunkte gleicher Ähnlichkeit bzw. gleicher semantischer Zusammengehörigkeit zu gruppieren [Barnea & Filin, 2012]. Dieser Schritt definiert eine Lücke in der Verarbeitungskette [Barnea & Filin, 2012], da hierzu Vorwissen bzw. größere Vorverarbeitung nötig ist. Im Gegensatz zu 2D-Bildern oder 3D-Modellen aus Stereokamera-Setups sind bei Punktwolken aus Nahbereichslaserscans meist keine Farb- oder Reflektionsinformationen verfügbar. Daher kann eine Segmentierung der Punktwolke nur über geometrische Merkmale erreicht werden. Dafür wurde eine Methode aus der Robotik - Fast Point Feature Histogramme - [Rusu et al., 2009a] für den Einsatz im Nahbereich für Punktwolken mit hoher Punktdichte und dem Ziel der Identifikation von Pflanzenorganen angepasst.

Surface Feature Histogramme

Surface Feature Histogramme wurden ursprünglich für den Einsatz in weniger hoch aufgelösten Laserscans entwickelt, um einfache geometrische Objekte wie Zylinder und Ebenen zu detektieren. Ein weiteres Anwendungsgebiet ist die Suche nach homologen Punkten in zwei Teilscans eines Objektes. Histogramme können dazu benutzt werden, die markanten Punkte in beiden Teilscans zu identifizieren und anhand dieser eine Registrierung durchzuführen [Rusu et al., 2009a,Dupuis et al., 2014]. Dabei stellen die Histogramme lediglich eine Beschreibung der Punkte dar. Gleiche geometrische Ausprägung führt dabei zu gleicher Darstellung im Histogramm.

Ausgehend von einer 3D-Punktwolke mit XYZ-Koordinaten ist eine Beschreibung gesucht, die unterschiedliche Oberflächen jeweils in einer charakteristischen und unterscheidbaren Repräsentation abbildet. Diese soll sich zur Trennung mit Machine Learning Methoden wie bspw. Support Vector Machines (SVM) eignen.

[Rusu et al., 2009b] empfiehlt dazu einen histogrammbasierten Ansatz. Dabei wird die Oberflächengeometrie der Punktnachbarschaft eines Punktes im 3D-Raum durch ein Histogramm beschrieben.

In einem ersten Schritt wird zwischen einem Punkt (folgend Wurzelpunkt) und seinen Nachbarn im Radius r_N über eine Hauptachsentranformation / Principal Component Analysis (PCA) die Normale zum Wurzelpunkt berechnet. Der Eigenvektor des kleinsten Eigenwertes entspricht der Oberflächennormalen. Folgend werden nun alle 3D-Punkte als Punkte mit Normale oder orientierte Punkte (surflets) behandelt [Wahl et al., 2003, Rusu et al., 2009a]. Im nächsten Schritt wird für jeden Punkt $\mathbf{p_1}$ ein sogenanntes Single-Point-Feature Histogramm (SPFH) aus den Beziehungen zwischen dem Wurzelpunkt $\mathbf{p_1}$ und seinen Nachbarpunkten $\mathbf{p_k}$ im Radius $r_H \mid r_N < r_H$ erstellt (siehe Gleichung 5.1).

$$\forall \mathbf{p_k} \mid \|\mathbf{p_1} - \mathbf{p_k}\| \leq r_H \tag{5.1}$$

Für den Wurzelpunkt und dessen Normale wird dabei ein lokales Koordinatensystem, das begleitende Dreibein u, v, w berechnet (siehe Gleichungen 5.2 - 5.4 und Abbildung 5.1). Folgend bezeichnet $\times$ das Kreuzprodukt, $\circ$ das Skalarprodukt zweier Vektoren und $\|\|$ den Betrag eines Vektors.

$$\vec{u} = \vec{n_1} \tag{5.2}$$

$$\vec{v} = \frac{(\mathbf{p_k} - \mathbf{p_1}) \times \vec{u}}{\|(\mathbf{p_k} - \mathbf{p_1}) \times \vec{u}\|} \tag{5.3}$$

$$\vec{w} = \vec{u} \times \vec{v} \tag{5.4}$$

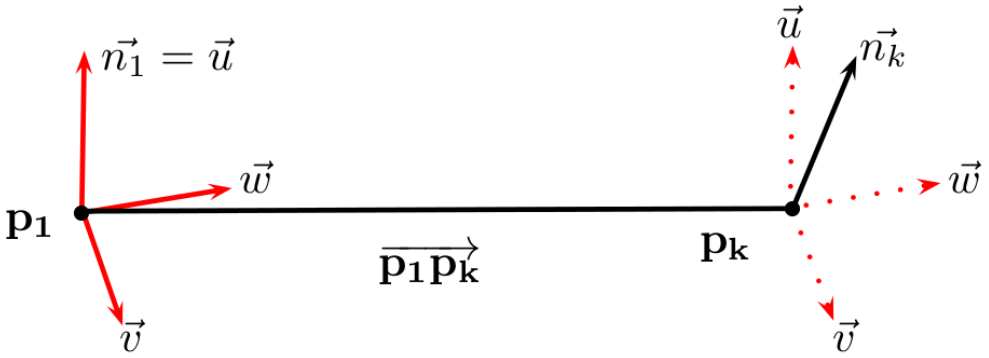


Abbildung 5.1 Das begleitende Dreibein $\vec{u}, \vec{v}, \vec{w}$ zu Punkt $\mathbf{p_1}$ wird zum Punkt $\mathbf{p_k}$ verschoben und dessen Normale n_k wird in Abhängigkeit des Dreibeines des Punktes $\mathbf{p_1}$ beschrieben. [eigene Darstellung]

Die Änderung der Normalen n_k des Nachbarpunktes $\mathbf{p_k}$ wird als Verkippung gegenüber n_1 im Koordinatensystems des begleitenden Dreibeins von $\mathbf{p_1}$ beschrieben (siehe Gleichung 5.5 - 5.7).

$$f_0 = \quad arctan(\vec{w} \circ \vec{n_k}, \vec{u} \circ \vec{n_k}) \tag{5.5}$$

$$f_1 = \quad \vec{v} \circ \vec{n_k} \tag{5.6}$$

$$f_2 = \quad \vec{u} \circ \frac{\mathbf{p_k} - \mathbf{p_1}}{\|\mathbf{p_k} - \mathbf{p_1}\|} \tag{5.7}$$

In einer Kugelkoordinatendarstellung beschreiben dabei die Gleichungen 5.5 und 5.6 den azimutalen Winkel und den Kosinus des Polarwinkels der Normalen n_k und Gleichung 5.7 die Richtung der Verschiebung von $\mathbf{p_1}$ zu $\mathbf{p_2}$ [Wahl et al., 2003]. Dieser Schritt wird für jede Kombination des Wurzelpunktes $\mathbf{p_1}$ mit seinen Nachbarpunkten $\mathbf{p_k}$ als Sammlung von Zweierkombinationen durchgeführt. Die gesammelten Features werden in einem sogenannten Single-Point-Feature Histogramm (SPFH) codiert dargestellt. Der Wertebereich jedes Einzelfeatures wird in vorher festgelegte Abschnitte b unterteilt. Die Berechnung der Features für eine Zwei-Punkt Betrachtung führt somit zu einer bestimmten Ausprägung der Features. Dies ist in Abbildung 5.2 dargestellt.

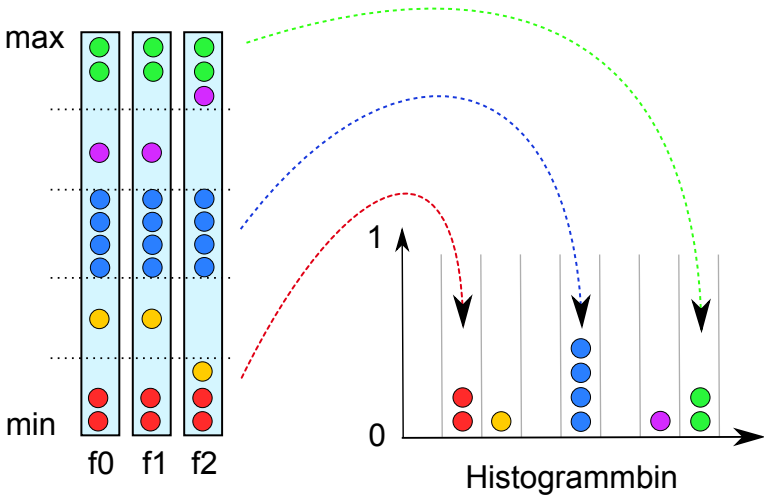


Abbildung 5.2 Durch die Aufteilung des Wertebereichs der Features in fünf Gruppen (links) ergibt sich ein Histogramm mit $5^3 = 125$ Bins. Jede mögliche Kombination entspricht einem Histogrammbin (rechts). [eigene Darstellung, unveröffentlicht]

Eine Unterteilung in $b = 5$ Teilbereiche führt zu $5 \cdot 5 \cdot 5 = 5^3 = 125$ möglichen Kombinationen. Jede mögliche Kombination führt zu einem spezifischen Histogrammindex. Der Index des mit jeder Beziehung zu inkrementierenden Histogrammbins wird berechnet durch:

$$index = \sum_{i=0}^{i=2} \left(\frac{f_i \cdot b}{f_{i_{max}} - f_{i_{min}}}\right) \cdot b^i \tag{5.8}$$

Dabei weicht die Darstellung und Umsetzung in den angehängten Publikationen B und C durch die vektorbasierte Programmierung geringfügig von der benutzten Gleichung 5.8 ab. In einem weiteren Schritt werden die Histogramme der Nachbarpunkte mit dem Histogramm des Wurzelpunktes ($\mathbf{p_1}$) zu Surface Feature Histogrammen (SFH) fusioniert [Rusu et al., 2009a] (siehe dazu Abbildung 5.3). Dabei wird ein in Publikation D eingeführtes distanzabhängiges Gewicht 5.10 verwendet. Diese Fusion wird berechnet durch:

$$\begin{aligned} &SFH(\mathbf{p_1}) = \\ &SPFH(\mathbf{p_1}) + \frac{1}{\#n} \sum_{i=1}^{\#n} wb_1(k) \cdot SPFH(\mathbf{p_k}) + wb_2(k) \cdot SPFH(\mathbf{p_1}) \end{aligned} \tag{5.9}$$

n bezeichnet dabei die Anzahl der Nachbarn im Radius r_H. Die Gewichte sind dabei definiert als:

$$wb_1(k) = 1 - (0.5 + \frac{distance}{r_H} \cdot 0.5) \qquad wb_2(k) = (1 - wb_1(k)) \tag{5.10}$$

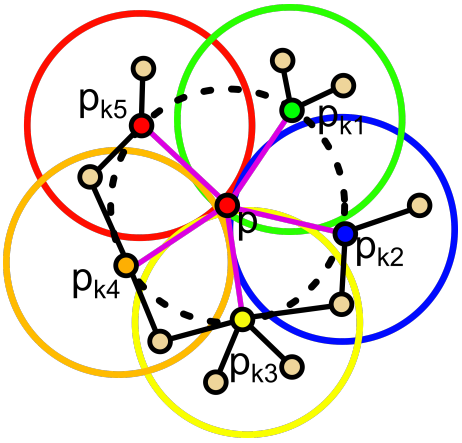


Abbildung 5.3 Die Berechnung der Surface Feature Histogramme erfolgt durch die gewichtete Zusammenfassung der Single-Point-Feature-Histogramme (SPFH). Für die k Nachbarpunkte im Radius r_H werden dazu SPFHs erstellt und daraus das Surface-Feature-Histogramm für den beobachteten Punkt errechnet [eigene Darstellung, nach [Rusu et al., 2009a]].

Die Surface Feature Histogramme (SFH) kommen bei der Segmentierung der Nahbereichslaserscans von Weinreben, Gerste und Weizen zum Einsatz und sind in der Lage, Blatt-, Stängel- und Ährenpunkte mit hoher Zuverlässigkeit zu trennen (siehe Abbildung 5.4). Ihre Stärke liegt in der Robustheit gegenüber Rauschen, Auflösung und Genauigkeit, der sensorunabhängigen Nutzbarkeit und der Vielzahl an Möglichkeiten zur die Erkennung unterschiedlicher Geometrien [Wahl et al., 2003].

Die eigentliche Klassifikation erfolgt mittels Support-Vector Machines, einer Machine Learning Methode. Die SVM Klassifikation gehört zu den überwachten Lernmethoden, weshalb Trainingsdaten manuell erstellt werden müssen. Auf diesen Daten wird die Trennfunktion der SVM gelernt und auf den unbekannten Daten angewendet. Dieses etablierte Verfahren [Vapnik, 1998] findet breite Anwendung zur Auswertung von Hyperspektraldaten mit dem Ziel, Pflanzenstress automatisiert zu erkennen [Behmann et al., 2014]. Weitere Klassifikationsmethoden, wie z.B. Conditional Random Fields (CRF) oder Entscheidungsbäume sind ebenfalls zur Auswertung von SFH nutzbar [Rusu et al., 2009b].

Nach der Identifikation der Einzelorgane werden diese mit einer individuellen Parametrisierung wie bspw. eines Dreiecksmeshes (Blätter) dargestellt oder durch Primitive wie Zylinder (Stängel) approximiert [Frasson & Krajewski, 2010]. Nun können Parameter zur Beschreibung von Wachstum abgeleitet werden [Paproki et al., 2012].

Die Anwendung der Surface Feature Histogramme, sowie die Parametrisierung wurden für Weinrebe und Weizen in Publikation B gezeigt. Dabei wird auf die Surface Feature Histogramme und die Evaluierung der Anwendung an hochauflösenden Nahbereichslaserscans eingegangen. Publikation E zeigt die automatisierte Parametrisierung der Organe durch Zylinder an einer dreiwöchigen Zeitreihe.

Neben den berechneten Histogrammen bedarf es als Vorwissen für die Benutzung von Histogrammen und SVM eines gelabelten Trainingsdatensatzes, um die Trennfunktion zu berechnen.

Ohne diese Trainingsdaten kommen Clusteringmethoden aus. Diese beschreiben den Versuch, Objekte anhand einer Ähnlichkeitsdefinition zu gruppieren [Hastie et al., 2001]. Ansätze zur Klassifikation ohne die Nutzung von Trainingsdaten (Vorwissen) wurden auf hyperspektralen Daten bereits gezeigt [Wahabzada

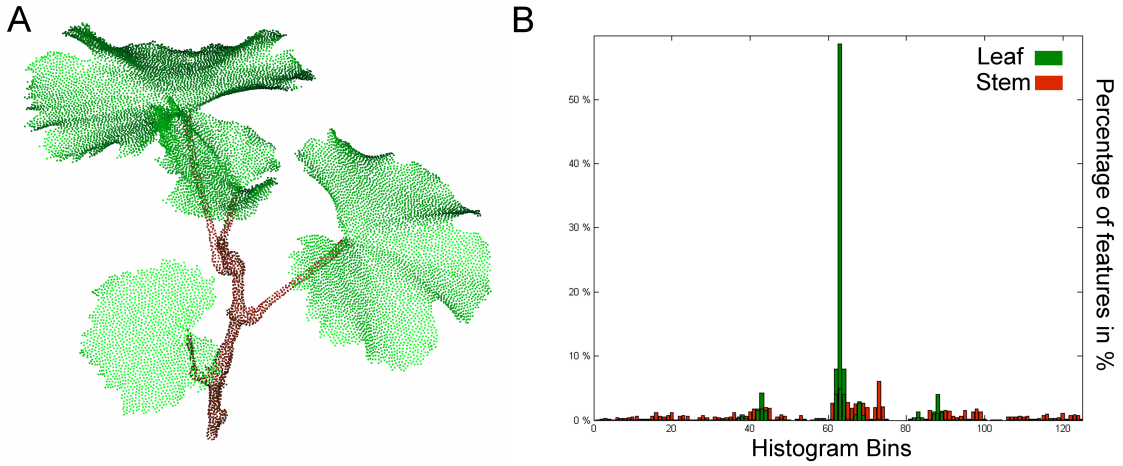


Abbildung 5.4 Surface Feature Histogramme zeigen für geometrisch unterschiedliche Punktwolken (A) abweichende Ausprägungen (B). Diese lassen sich mittels Machine-Learning Methoden zur Klassifikation einsetzen. [eigene Darstellung, unveröffentlicht]

et al., 2012]. Dabei wurden spektrale Wellenlängen automatisch und ohne Vorwissen geclustert, um auf physiologische Zustandsveränderungen zu schließen. Diese unüberwachte Lernmethode wurde in Abbildung 5.5 exemplarisch angewendet. Allein durch Kmeans-Clustering der punktweisen Surface Feature Histogramme kann die Punktwolke einer Weinrebe in zwei Cluster, die Blatt und Stängel beschreiben, aufgeteilt werden. Siehe dazu Abbildung 5.5. Cluster 1 beinhaltet dabei $99,9\%$ Blatt- und $0,1\%$ Stängelpunkte und Cluster 2 beinhaltet $87,4\%$ Stängel- und $12,6\%$ Blattpunkte. Somit wurde gezeigt, dass Clusteringverfahren auf Grundlage von SFH Features zu guten Ergebnissen bei der unüberwachten Klassifikation von 3D-Punktwolken von Pflanzen führen. Das einzige Vorwissen des hier gezeigten Beispiels ist eine Angabe der Clusteranzahl in die die Punktwolke aufgeteilt werden soll. Die Berechnung der SFH Features stellt dabei die Eingabe in den Clusteringalgorithmus dar, und das Clustering somit die automatisierte Klassifikation.

Das hier gezeigte Beispiel (Abbildung 5.5) beschreibt eine Vorarbeit zur ebenfalls im Rahmen dieser Arbeit entstandenen Publikation [Wahabzada et al., 2015b]. Dabei wurde ohne die Nutzung von Trainingsdaten auf Grundlage von Surface Feature Histogrammen (siehe Abbildung 5.2) ein Clustering der Features mittels KMeans durchgeführt. Einziges Vorwissen war, die Angabe der Anzahl der zu findenden Cluster. Diese Arbeit zeigt, dass alleine geometriebeschreibende Merkmale dazu benutzt werden können, um Muster und Strukturen in unbekannten Datenmengen zu finden. Für eine tiefergehende Einführung soll hier auf die Veröffentlichung [Wahabzada et al., 2015b] verwiesen werden.

5.2 Einsatz im Hochdurchsatz

Die Anpassung von weltweit verfügbaren Pflanzensorten an die regionalen Gegebenheiten, sowie die Beschleunigung der Züchtung selbst ist von großer wirtschaftlicher Bedeutung und wird von staatlicher Seite aus gefördert. Daher werden Techniken zur Phänotypisierung im Hochdurchsatz weltweit von nationaler Seite, wie der australischen Plant Phenomics Facility, dem französischen INRA (French National Institute for Agricultural Research) und dem deutschen FZ Jülich Plant Phenotyping Centre (Forschungszentrum Jülich), sowie von kommerziellen Anbietern wie Lemnatec (www.lemnatec.de) und Phenospex (www.phenospex.com) erforscht. Eine Übertragung der Methode der Klassifikation mittels SFH an die Sensortechnik aus der Hochdurchsatzphänotypisierung ist sinnvoll, um den Arbeitsaufwand in der Vorverarbeitung zu minimieren und die Ableitung organspezifischer Parameter zu ermöglichen. Sind zusätzlich zu der geometrischen Information Parameter, wie z.B. Reflexion, Intensität oder Farbe vorhanden, können diese dazu verwendet werden, die SFH-Klassifikation zu stützen.

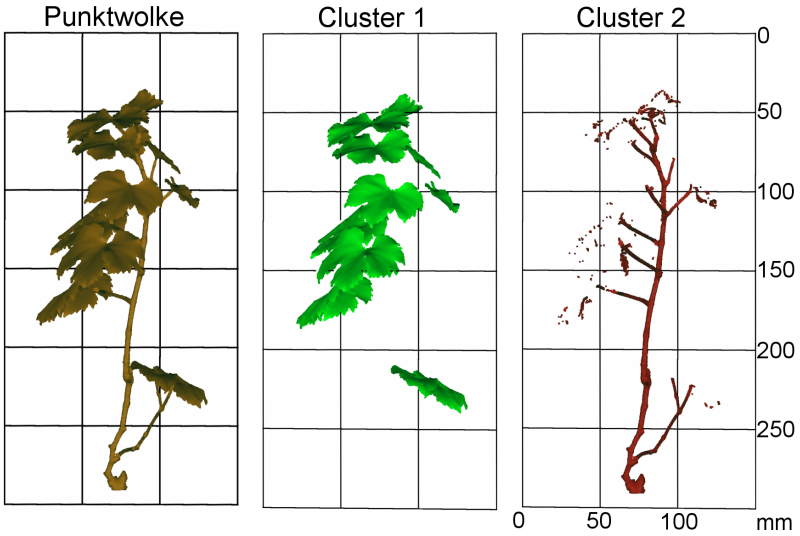


Abbildung 5.5 Durch Clustering der Surface Feature Histogramme ist die Trennung der Weinrebenpunktwolke in ihre Organe Stängel und Blatt möglich. Dabei befinden sich in Cluster 1 hauptsächlich Blattpunkte (99, 9%), während Cluster 2 hauptsächlich Stängelpunkte (87%) beinhaltet. [eigene Darstellung, unveröffentlicht, basierend auf [Wahabzada et al., 2015b]]

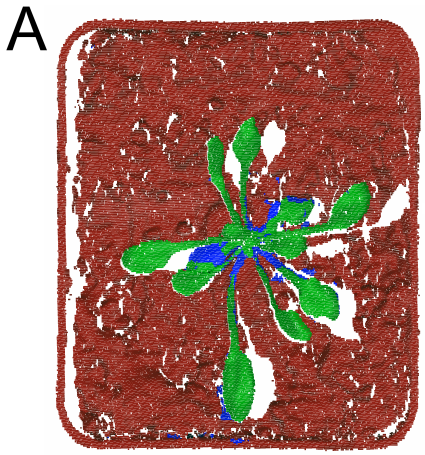
In Abbildung 5.6 sind die Ergebnisse einer Klassifikation von Arabidopsis und Mais, aufgenommen mit dem 3D-Sensor Plant Eye (Phenospex B.V. Heerlen, The Nederlands), gezeigt. Dieser fährt auf einer Schiene über den Bestand und erzeugt Punktwolken der Oberfläche mit einer Auflösung zwischen 0.2 und 1 mm bei einem Arbeitsbereich zwischen $350 - 1100$ mm [1]. Dieser Sensor wurde speziell für die Anforderungen der 3D-Vermessung von Pflanzen im Hochdurchsatz gebaut und wird auf Feldebene zur Bestimmung von Blattfläche und Biomasse eingesetzt [Kjaer & Ottosen, 2015].

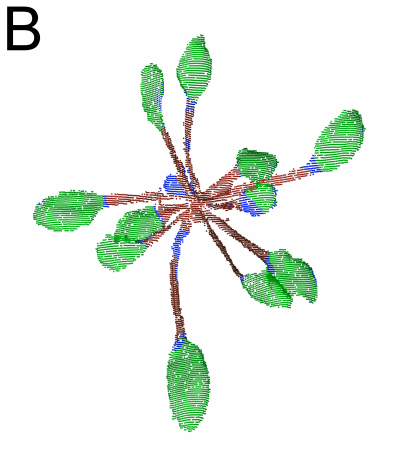
Die Anwendung von SFH zur Klassifikation von 3D-Pflanzenpunkten bzw. der Separierung von Blattpunkten und Stängelpunkten wies hohe Klassifikationsgenauigkeiten von über 90% auf. Somit konnte gezeigt werden, dass sich die Methode der SFH nicht nur für den Einsatz im Labor, sondern ebenso für den Einsatz im Hochdurchsatz mit aktueller Sensortechnik eignet und sich sensorunabhängig auf hochauflösenden 3D-Punktwolken anwenden lässt. Es ist anzumerken, dass die SFH Analyse nicht Teil der Bereitstellung bzw. der Software der Firma Phenospex ist. Die Berechnungszeiten liegen zwischen 3-10 Minuten, dabei wurden 10% der Punkte als Trainingsdaten verwendet. Eine Beschleunigung kann durch die Implementierung in effizienteren Programmiersprachen (C++), die Auslagerung der Berechnung auf Grafikchips (GPU) und durch effizientere Speicherung der Geometrieinformationen (Nachbarschaften, Normalen, etc.) in angepassten Datenstrukturen erfolgen.

In diesem Kapitel wurde die automatisierte Identifikation von Pflanzenorganen durch Surface Feature Histogramme beschrieben. Diese rein geometriebasierte Klassifikation ermöglicht sensorunabhängig hohe Klassifikationsgenauigkeiten bei unterschiedlichen Pflanzen und Pflanzenorganen. Ihre Übertragbarkeit auf Sensoren aus dem kommerziellen Hochdurchsatzbereich wurde gezeigt. SFH stellen somit einen universal anwendbaren Ansatz für die Klassifikation von 3D-Punktwolken im Allgemeinen und im Speziellen im Bereich der Phänotypisierung dar. Der Einsatz von Trainingsdaten ist für die Klassifikation mittels SVM unerlässlich. Beispielhaft wurde für den Scan einer Weinrebe gezeigt, dass aktuelle Clusteringverfahren der histogramm-

[1] Diese Informationen wurden von der Firma Phenospex zur Verfügung gestellt, die Absprache erfolgte telefonisch. Die Webseite des Unternehmens ist erreichbar unter http://phenospex.com/

basierten Features zu bemerkenswert guten Separierungsergebnissen von Blatt- und Stängelpunkten führt und dabei ohne Vorwissen / ein vorhergehendes Training auskommt.



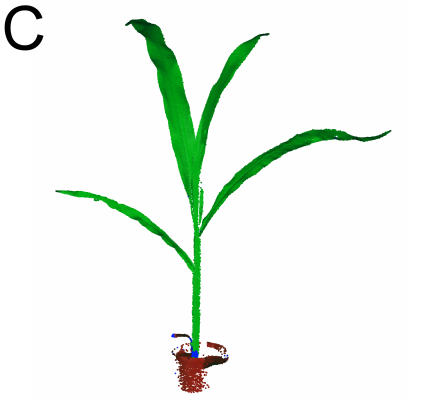


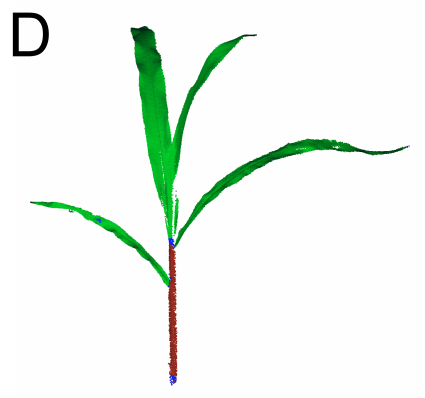
Klassifikation

Real	Arabidopsis	Hintergrund	Vordergrund	
	Hintergrund	80272	653	Punkte
		99,19	**0,81**	%
	Vordergrund	959	9199	Punkte
		9,44	**90,56**	%

Klassifikation

Real	Arabidopsis	Stängel	Blatt	
	Stängel	2618	342	Punkte
		88,45	**11,55**	%
	Blatt	447	6730	Punkte
		6,23	**93,77**	%





Klassifikation

Real	Mais	Hintergrund	Vordergrund	
	Hintergrund	5349	149	Punkte
		97,29	**2,71**	%
	Vordergrund	121	63461	Punkte
		0,19	**99,81**	%

Klassifikation

Real	Mais	Stängel	Blatt	
	Stängel	1939	158	Punkte
		92,47	**7,53**	%
	Blatt	47	61447	Punkte
		0,08	**99,92**	%

Abbildung 5.6 Surface Feature Histogramme lassen sich weitestgehend unabhängig vom Sensor und der erzielten Auflösung für die Klassifikation von Arabidopsis (A,B) und Mais (C,D) einsetzen. Hier ist die automatisierte Trennung von Hintergrund und Pflanze (A,C) und Trennung der Organe (B,D) mittels SVM gezeigt. Die Farben zeigen dabei die richtige Klassifikation in Hintergrund (rot) und Vordergrund (grün), bzw. Stängel (rot) und Blatt (grün). Blaue Punkte zeigen Falschklassifikationen an. [eigene Darstellung, unveröffentlicht]

6. Qualität der Aufnahmen

Studien und Untersuchungen zu diesem Thema sind in Publikation D (Paulus, Eichert, Goldbach, Kuhlmann in Sensors 2014) zu finden.

6.1 Die Messproblematik im Nahbereich

Nahbereichlaserscanning von Pflanzen mit Submillimeterauflösung bringt Probleme mit sich, die nur im begrenzten Maße aus dem terrestrischen Laserscanning bekannt sind [Paulus & Kuhlmann, 2011]. Dabei kommt es im Gegensatz zu Messungen mit Messsystemen größerer Reichweite z.B. für geodätische Anwendungen wie der Deformationsanalyse [Holst & Kuhlmann, 2011], zu spezifischen Problemen, wie der Bewegung der Pflanze, dem Fehlen von Fixpunkten zum Erkennen von Veränderungen und dem Eindringen des Laserstrahles in das pflanzliche Gewebe.

Bewegung der Pflanze in Relation zur geforderten Genauigkeit Bei der Erfassung kompletter 3D-Strukturen besteht die Notwendigkeit des Standpunktwechsels, um aus verschiedenen Blickwinkeln zu scannen, Verdeckungen aufzulösen und den Messbereich zu erweitern. Dieses Problem kann weitestgehend unabhängig vom Sensor betrachtet werden und gilt für alle bildgebenden Aufnahmeverfahren. Bei der Vermessung von Pflanzen ist es wichtig, die Bewegung der Pflanze zwischen den Einzelaufnahmen auszuschließen [Paulus & Kuhlmann, 2011]. Nur dann führt die Registrierung der Einzelansichten zu richtigen Ergebnissen. Bewegungen durch Wind oder durch hastige Bewegungen des Benutzers, können dabei zur Verschiebung der Einzelorgane (Stängeln, Blätter etc.) in den Einzelaufnahmen führen [Kirchgessner, 2003]. Bei der Nutzung einer Messarm-Laserscanner-Kombination führt dies dazu, dass die messarmgestützte Registrierung der Einzelansichten sehr genau ist, aber durch die Bewegung der Pflanze das Ergebnis nicht verwertbar ist. Sogenannte Geisterblätter und -stängel erscheinen, da die Einzelscans unterschiedliche 3D-Oberflächen beschreiben. Diese Problematik wurde in den durchgeführten Experimenten und Untersuchungen durch Messungen in definierter Laborumgebung mit festem Untergrund, windgeschütztem Aufbau und mit wenig Bewegung durch den Nutzer gelöst.

Koordinatensystem In der Geodäsie wird zur Verknüpfung zweier Messepochen ein System von Fixpunkten als unbeweglich angenommen. Zwei Messungen zu verschiedenen Zeitpunkten werden über diese Fixpunkte registriert und miteinander verglichen. Diese Fixpunkte sind im Normalfall in ihren Koordinaten (X,Y,Z) klar definiert. Bei der Vermessung von Pflanzen kann dieses System nicht als fix angenommen werden, da Pflanzen oft zwischen Gewächshaus und Messlabor transportiert werden und die Pflanze durch äußere und innere Einwirkungen einer ständigen Bewegung unterworfen ist. Äußere Einwirkungen sind dabei Bewegungen durch den Tagesgang der Sonne (Heliotropismus) oder die Verfügbarkeit von Nährstoffen. Innere Faktoren sind Wachstum der Pflanze oder Welken. Um trotz dieser Bewegung vergleichende Messungen durchführen zu können, schlägt Kirchgessner [Kirchgessner, 2003] ein organgebundenes Koordinatensystem vor. Dieses physiologische Koordinatensystem muss dabei das Problem der Skalierbarkeit lösen, da eine Pflanze kein einheitliches Wachstum aufweist [Walter, 2001]. Ein Koordinatensystem, das mit relativen Positionen arbeitet, z.B. anhand fixer Aderpunkte, ermöglicht es, Punkte mit konstanten Koordinaten fest auf dem Blatt zu lokalisieren [Walter & Schurr, 1999]. Während letzteres bei Wurzeln in 1D und Blättern in 2D bereits in Experimenten durchgeführt wurde [Kirchgessner, 2003], sind bisher keine Arbeiten zur 3D-Lokalisierung bekannt. Ein sogenanntes Phytoreferenzsystem kann hier helfen, die Registrierung der Einzelmessungen zu unterschiedlichen Zeitpunkten miteinander zu fusionieren. In den durchgeführten Versuchen wurde die Referenzierung der Einzelorgane über die Beibehaltung der Messposition und -orientierung manuell durchgeführt. Dies konnte durch Markierungen an den Töpfen der Pflanzen realisiert werden. Für den Hochdurchsatz und die automatisierte Vermessung auf Organebene, wie der Verfolgung des Wachstums einzelner Blätter, stellt die Bereitstellung eines Koordinatensystems auf Pflanzenstrukturbasis eine essentielle Hürde dar.

Eindringtiefe Werden pflanzliche Oberflächen mit einer aktiven Messtechnik wie dem Laserscanner vermessen, so muss die Interaktion des pflanzlichen Gewebes mit dem Laserstrahl beachtet werden. Marktübliche Industriemesssysteme wie der Perceptron V5 Triangulationslaserscanner [Hexagon Metrology GmbH, 2015a] oder der Konica Minolta Range 7 Scanner (Range 7, Konica Minolta Optics INC., Marunoushi, Japan) [Konica Minolta Optics INC., 2015] arbeiten mit einer Wellenlängen von 660 nm. Diese Wellenlänge liegt im photoaktiven Bereich der Pflanze, in dem ein Großteil des ausgestrahlten Laserlichts durch das Chlorophyll absorbiert und zur Photosynthese genutzt wird [Fiorani et al., 2012].

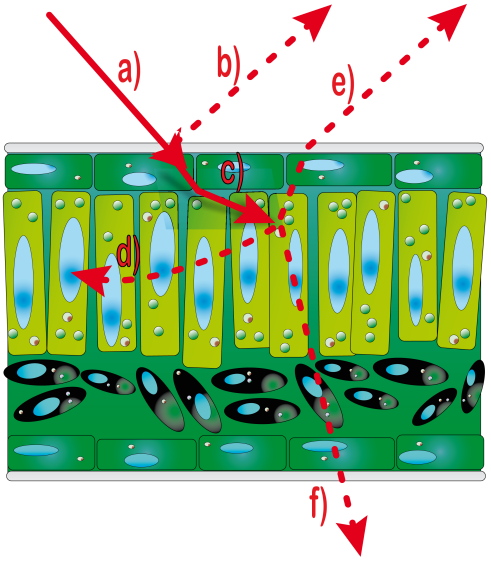


Abbildung 6.1 Interaktion zwischen Licht und pflanzlichem Gewebe: Das Licht (a) wird zu einem Teil an der Epidermis reflektiert (b). Der andere Teil dringt in das Gewebe ein (c), dort wird die Energie entweder durch das Mesophyll absorbiert (d), zurück an die Oberfläche gestrahlt (e) oder dringt durch das Schwammgewebe durch das Blatt hindurch (f, Transmission) [Abbildung aus [Paulus et al., 2014c]].

Die oberste Schicht einer Blattes ist die Wachsschicht (Cuticula), darauf folgt eine transparente Schicht, die Epidermis. Hier kommt es zur Brechung und zum Eindringen des Laserstrahls in das Gewebe und einer Interaktion mit tieferliegenden Schichten (siehe Abbildung 6.1). Dieses Eindringverhalten wird in Publikation D behandelt und ist in diesem Kapitel zusammengefasst.

6.2 Interaktion des Laserstrahles mit der pflanzlichen Struktur

Die Ausprägung der Interaktion des Laserstrahles mit der pflanzlichen Oberfläche ist abhängig von verschiedenen Faktoren. Diese können unterteilt werden in technische, sensorabhängige Faktoren und pflanzenabhängige Faktoren. Sensorabhängig sind beispielsweise der Auftreffwinkel, die Belichtungszeit (bei einem Triangulationssensor) und die Intensität des Laserstrahls. Pflanzenabhängige Faktoren sind die Beschaffenheit der ersten pflanzlichen Gewebeschicht (Epidermis), sowie der darüber liegenden Cuticula mit Wachsen, der Chlorophyllgehalt der tieferen Schichten (Palisaden- und Schwammgewebe) und der physiologische Zustand der Pflanze bzw. des Organs, sowie ein potentieller Befall durch bspw. Mehltau, der die rückstrahlenden Eigenschaften der Oberfläche verändert.

Diese Interaktion hat signifikanten Einfluss auf das Messergebnis in Form von Ungenauigkeiten speziell beim Übergang zwischen Schichten mit unterschiedlich hohem Chlorophyllgehalt, bis hin zum vollständigen Fehlen der Messinformation in Folge von bspw. Absorption des Laserstrahles durch das Chlorophyll. Im Folgenden wurden Versuche mit einem roten Laser ($\lambda = 660\ nm$) durchgeführt. Abbildung 6.2 zeigt zwei Messungen eines *Ficus benjamini* Blattes, das Regionen mit unterschiedlich hohem Chlorophyllgehalt aufweist. Die Effekte des Fehlens oder Verfälschen von Messwerten ist deutlich sichtbar.

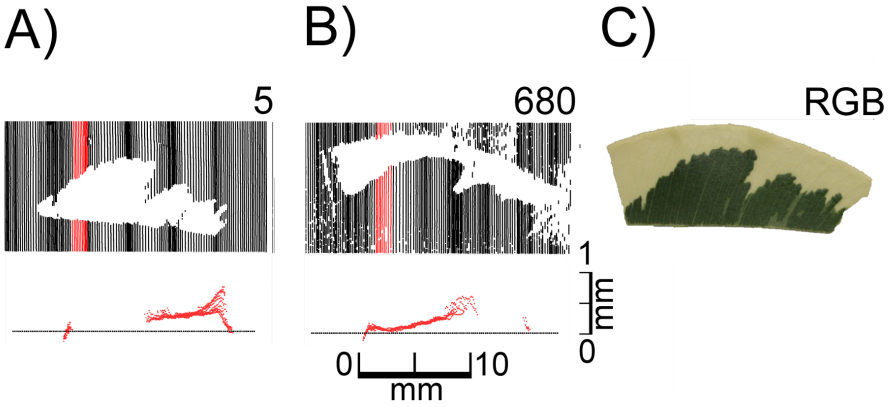


Abbildung 6.2 Die 2D-Darstellungen von Laserscans mit einer Laserwellenlänge von 660 *nm* eines *Ficus benjamini* Blattes mit Regionen mit unterschiedlich hohem Chlorophyllgehalt sind gezeigt. A) zeigt den Scan mit Belichtungswert 5, B) zeigt einen Scan mit Belichtungswert 680. C) zeigt ein RGB Bild des gescannten Objektes. Die Belichtungszeit ist dabei sensorspezifisch ohne Einheit, je größer die Zahl, desto länger die Belichtungszeit. Deutlich sichtbar sind Effekte wie das Fehlen von Messwerten in Bereichen mit hoher Chlorophyllkonzentration (A) sowie Ungenauigkeiten an Stellen des Überganges zwischen Regionen mit unterschiedlich hohem Chlorophyllgehalt (B) [Paulus et al., 2014c].

Kurze Belichtungszeiten führen bei chlorophyllhaltigem Gewebe zu fehlenden Messwerten. Dazu zeigen Versuche mit *Ficus benjamini* an den Übergängen zwischen chlorophyllhaltigem und chlorophyllfreiem Gewebe die Punktmessungen ohne zugehörige Oberfläche (Phantommessungen). Um die absorbierende Wirkung des Chlorophylls zu evaluieren wurde eine Untersuchung von Papier mit definiertem Chlorophyllgehalt durchgeführt. Sie zeigt, dass mit steigendem Chlorophyllgehalt eine längere Belichtungszeit nötig ist, um Messergebnisse zu erhalten. Dies lässt sich auf den physiologischen Zustand der Pflanze übertragen. Untersuchungen an *P. laurocerasus* und *Lonicera spec.* zeigen, dass die Belichtungszeit größer gewählt werden muss, je gesünder / grüner die Blattstruktur ist. Regionen mit unterschiedlichem physiologischem Zustand lassen sich durch Messung des Blattes mit verschiedenen Belichtungszeiten segmentieren. Oberflächen, die z.B. durch Mehltau befallen sind, zeigen ein stärkeres Reflektionsverhalten gegenüber dem chlorophyllhaltigen umliegenden Gewebe. Zur Erkennung von Mehltau kann somit eine geringere Belichtungszeit gewählt werden.

Scans einer Epidermis (*A. porrum*) zeigen, dass mit kurzer Belichtungszeit die Oberfläche abgebildet werden kann. Bei längerer Belichtungszeit besteht das Signal aus einer Mischung von Signalen aus verschiedenen Tiefen. Dies führt bei der Rückstrahlung auf den Triangulationssensor zu keiner eindeutig bestimmbaren Tiefe bzw. zu einem Signal mit zu kleiner Intensität. Beide Effekte werden in Industriemesssystemen durch die Scannertreiber / die Anwendungssoftware gefiltert, um den vorgegebenen Genauigkeitsanforderungen zu genügen.

In Abbildung 6.3 wird gezeigt, zu welchen Ergebnissen verschiedene Belichtungszeiten bei Gewebeunterschieden und unterschiedlichen physiologischen Stadien führen. Damit ist belegt, dass der Laserstrahl in das Gewebe eindringt und es zu Wechselwirkungen des Laserstrahls mit der Pflanze kommt.

Eine Aussage zur Eindringtiefe des Laserstrahles in das pflanzliche Gewebe zu machen, ist nicht leicht. Zur Genauigkeitsanalyse werden i. d. R. maßgenaue Primitive mit zertifizierten Maßen und Eigenschaften benutzt [Isheil et al., 2011, Dupuis & Kuhlmann, 2014]. Es ist nicht möglich, diese Objekte aus pflanzlichem Material herzustellen. Folglich kann die Untersuchung der Eindringeffekte nur durch die Analyse der Laserpunkte

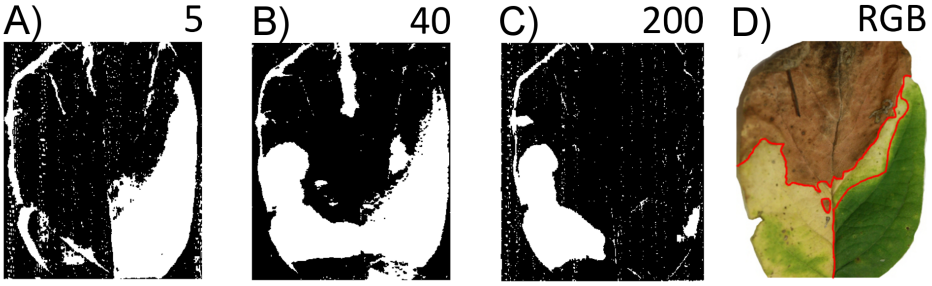


Abbildung 6.3 2D-Abbildungen der 3D-Scanresultate für *Lonicera spec.* (A-D). Die gescannten Punktwolken des Blattes zeigen bei verschiedenen Belichtungszeiten unterschiedliche Ausprägungen. Unterschiede im physiologischen Status (gesund, chlorotisch, nekrotisch) werden sichtbar [Paulus et al., 2014c]

.

selbst erfolgen. Weiterführende Studien (siehe Publikation D) führen zu einer Abschätzung der Eindringtiefe durch einen Test von übereinandergelegten Epidermen von bis zu 150 μm, abhängig von Laserstärke, der Wachsschicht an der Oberfläche, dem Auftreffwinkel und der benutzten Belichtungszeit.

6.3 Analysepotentiale von 4D-Aufnahmen

Neue Laserscanner geben oft neben den 3D-Messpunkten die punktweise gemessene Intensität zurück. Mit dieser $4D$-Information lassen sich tiefergehende Analysen durchführen, die dazu führen, die gezeigten Effekte besser zu quantifizieren und zu verstehen. Weiterhin ist es sinnvoll, für die aktive Lasertriangulationsmessung einen Laser einer Wellenlänge zu benutzen, die ein geringeres Eindringverhalten aufweist.

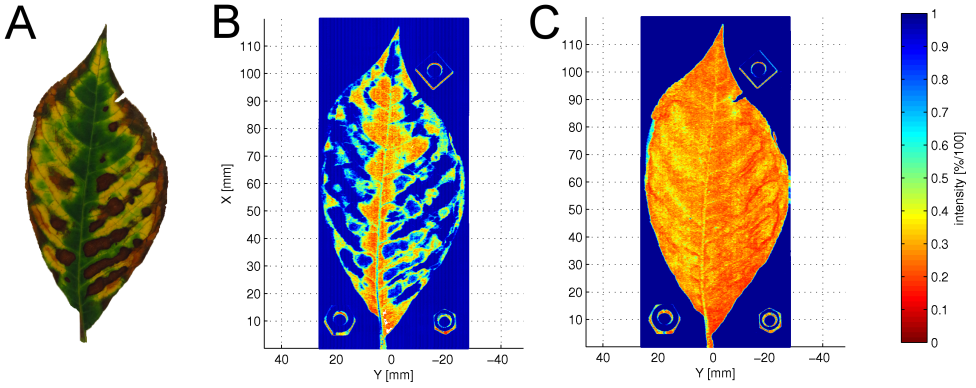


Abbildung 6.4 Ein Blatt einer Buschkastanie (A) wurde mit zwei aktiven Lasertriangulationsscannern mit einer Wellenlänge von 658 nm (rot) (B) und einer Wellenlänge von 405 nm (blau) gescannt (C). Auffällig ist die Änderung der rückgestrahlten Intensität des roten Lasers an den Stellen mit unterschiedlichen physiologischen Stadien. Der blaue Laser gibt durchgängig ein Signal von der Oberfläche, unabhängig vom Gewebe des Blattes, zurück [eigene Darstellung, unveröffentlicht, nach [Dupuis et al., 2015]].

In Abbildung 6.4 ist die Aufnahme eines Blattes der *Castanopsis* (Buschkastanie) mit verschiedenen physiologischen Stadien zu sehen. Das Intensitätsbild wurde mit einem Linienlaserscanner der Wellenlänge 658 nm (ScanControl 2700-100) und 405 nm (GapControl 2911-100BL, beide von Micro-Epsilon Messtechnik GmbH & Co. KG Ortenburg, Deutschland) erstellt. Die Stellen mit gesundem, chlorotischem und nekrotischem Gewebe sind im Bild des roten Laserscanners klar erkennbar und lassen sich leicht quantifizieren. Im Gegensatz dazu bildet der blaue Laserscanner die Oberfläche des Blattes ab und zeigt eine deutlich geringere Interaktion

mit dem darunterliegenden Gewebe. Versuche mit Lasern des Wellenlängenbereiches, der im Absorptionsminimum (grün-gelb) des Chlorophylls liegt, sind mit Industriemesssystemen nur schwer durchzuführen, da gerade im Nahbereich die Messsysteme ausschließlich mit Laserwellenlängen im roten oder blauen Spektralbereich arbeiten.

Im Bereich des terrestrischen Laserscannings sind Untersuchungen bekannt, die sich mit der Messung des Chlorophyllgehaltes aus Laserscannerdaten beschäftigen [Eitel et al., 2010]. Multilasersysteme, die mit Lasern unterschiedlicher Wellenlänge ($\lambda = 555, 670, 700, 780$) arbeiten, ermöglichen die Ableitung von Vegetationsindizes (Green Vegetation Index GNDVI & Normalized Difference Vegetation Index NDVI) [Wei et al., 2012, Strothmann et al., 2014]. Diese Methoden und Untersuchungen zeigen, dass es möglich ist, mehr Informationen als die alleinige Oberflächenstruktur mit einem Laserscanner zu messen. Informationen über Rückstrahleigenschaften, physiologischen Status oder Chlorophyllgehalt lassen sich ableiten und müssen mit geeigneten Messaufbauten für die hochgenaue Messung in den Nahbereich übertragen werden. So kann die gemessene 3D-Punktwolke nicht nur als Messung der Oberfläche verstanden werden, sondern weiterhin mit spektralen Messungen angereichert werden. Die gezeigten Versuche dieses Kapitels zeigen die Übertragung dieser Erkenntnisse auf den Nahbereich.

In diesem Kapitel wurde die Interaktion eines Lasertriangulationssystems mit pflanzlichen Oberflächen genauer analysiert. Dabei spielen neben der Messkonfiguration vor allem die benutzte Wellenlänge und Belichtungszeit, die Beschaffenheit der pflanzlichen Oberfläche, das physiologische Stadium und der Befall von oberflächenverändernden Krankheiten eine wesentliche Rolle. Während die Nutzung von 3D-Laserscannern ohne Analyse der Intensität in fehlerhaften bzw. fehlenden Messungen (siehe Abbildung 6.2) resultiert, zeigt die Nutzung der Intensität als vierte Messkomponente einen wesentlichen Mehrwert bezüglich der Analyse der Pflanze. Des weiteren lässt sich die Oberfläche von Pflanzen mit der Nutzung angepasster Wellenlängen vermessen. Der benutzte Laserscanner mit blauem Laser (405 nm) zeigt hier ein deutlich geringeres Eindringen in das Gewebe.

7. Low-Cost Scanning als Alternative zu Industriemesssystemen

Studien und Untersuchungen zu diesem Thema sind in Publikation E (Paulus, Behmann, Mahlein, Plümer, Kuhlmann in Sensors 2014) zu finden.

7.1 Low-Cost Sensoren in der Phänotypisierung

In der Pflanzenphänotypisierung kommen abbildende Sensoren zur nicht-invasiven Vermessung zum Einsatz. Speziell die Nutzung von 3D-Messtechnik legt hohe Investitionskosten zu Grunde. Dabei kann eine hohe Auflösung im Nahbereich, z.B. zur Vermessung der Organe wie Blatt und Stängel, nur durch die Reduzierung des Messfeldes erreicht werden. Durch Nutzung einer sogenannten äußeren Geometrie zur automatischen Standortverknüpfung werden Messungen aus verschiedenen Ansichten verknüpft und es wird eine hohe Auflösung in einem großen Messvolumen erreicht. Dies ist beispielsweise der Fall bei dem kombinierten Industriemesssystem Romer Messarm 2,8m und Perceptron V5 Triangulationslaserscanner. Diese bieten eine hohe Auflösung und gleichzeitig ein großes Messfeld mit dem Nachteil sehr hoher Investitionskosten ($>$ 100.000 Euro). Je nach Anwendung können günstigere Systeme mit reduzierter Auflösung bzw. reduziertem Messvolumen für Anwendungen der Phänotypisierung vollkommen ausreichen [Nock et al., 2014].

In den vergangenen Jahren sind vermehrt Low-Cost Sensoren (Preis $<$ 5000 Euro) verfügbar, die im Vergleich zu Industriesensoren im Nahbereich ähnlich hohe Auflösungen ($< 1\ mm$) liefern. Zur Evaluierung der Anwendbarkeit von Low-Cost-Messsystemen wurden zwei Systeme untersucht. Zum einen, das besonders in Forschungsarbeiten benutzte 3D-Messsystem von *Microsoft Kinect*. Neben Anwendungen des Indoormappings [Khoshelham & Elberink, 2012], Posen-Schätzung [Shen et al., 2012] oder der Vermessung von menschlichen Körpern [Choppin et al., 2014] ist der Sensor für die Charakterisierung von Vegetationsstrukturen [Azzari et al., 2013] und für Phänotypisierungsansätze [Chéné et al., 2012] genutzt worden. Zum anderen das an der Universität Braunschweig entwickelte *David Laserscanning System* [Winkelbach et al., 2006]. Die Auswahl erfolgte aufgrund der hohen Präsenz der beiden Systeme in industrie- und forschungsnahen Anwendungen.

Um das Spektrum der möglichen Phänotypisierungsanwendungen abzudecken, wurden die beiden Low-Cost-Systeme mit dem Industriemesssystem anhand von drei Experimenten mit zwei verschiedenen Nutzpflanzen verglichen. Bei der Zuckerrübe wurden Messungen der Blattfläche, des Volumens und der Oberfläche des Wurzelkörpers verglichen. In einem weiteren Experiment wurde die Geometrie einer Weizenähre vermessen. Dieses letzte Experiment stellt gleichzeitig eine Abschätzung der Minimalgröße der zu erfassenden Objekte durch Low-Cost-Sensoren dar.

Bei der Bestimmung der Blattgeometrie ist insbesondere die Vollständigkeit der Punktwolke und die korrekte Form der Blätter von großer Bedeutung. Das David-System hatte Defizite bei der Vollständigkeit, wohingegen die Kinectpunktwolke Überhänge an den Blattgrenzen hinzufügte (vgl. Abbildung 7.1). Durch Nutzung der Projektion der Blattfläche auf die Bodenebene (XY-Ebene) konnte die Abweichung der Kinectmessung (8.49 % mit Projektion) im Vergleich zur Messung im 3D-Raum (47.64 %) reduziert werden. Dies wird in Tabelle 7.1 gezeigt. Dabei wurde der *mean absolute percentage error* (siehe dazu Gleichung 2.1) zu Grunde gelegt.

Als Referenz ($V_{Referenz}$) zum Messwert ($V_{Ist-Messung}$) diente dabei jeweils ein Parameter extrahiert aus einem Scan mit der hochauflösenden Messkombination Romer Messarm 2,8m und Perceptron V5 Laserscanner. Einzelblattfläche und projizierte Blattfläche konnten mit der Kinect mit einem Abweichung von $47,64\%$ bzw. von $8,49\%$ bestimmt werden. Das David System zeigte Abweichungen von $4,03\%$ für die Einzelblattfläche und $6,93\%$ für die projizierte Blattfläche. Es zeigt sich, dass die Kinect weniger hohe Abweichungen zeigt, wenn die zu scannenden Objekte gewissen Glattheitsanforderungen genügen und eine ausreichend große Abmessung aufweisen [Paulus et al., 2014a]. Abbildung 7.1 zeigt die Punktwolke für die Sensoren Perceptron, David und Kinect. Auffallend sind neben den Löchern im Scan des David Systems die Glättung und Verfälschung der Randbereiche des Blattes bei der Aufnahme mit der Kinect.

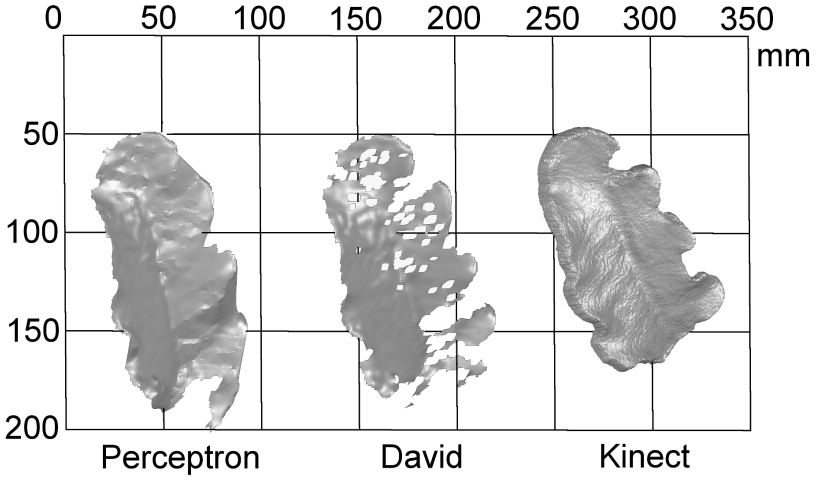


Abbildung 7.1 Ein Rübenblatt wurde mit einem Perceptron/Romer Referenzlaserscanner (links), dem David Laserscanning System (mittig) und der Microsoft Kinect (links) aufgenommen

Weiterhin wurden Scans von Rübenwurzelkörpern und Weizenähren untersucht (siehe Tabelle 7.1). Dabei wurden die Parameter der Höhe und Breite mit dem David System mit einer Abweichung von $4,55\%$ bzw. $5,61\%$ und mit der Kinect mit einer Abweichung von $3,59\%$ bzw. $2,08\%$ gemessen. Die Parameter des Volumens, der Oberfläche und der Kompaktheit wurden mit dem David System mit einer Abweichung von $6,72\%$, $13,16\%$ und $8,21\%$ abgeleitet. Die Kinect Messung ergab für diese Parameter eine Abweichung von $4,77\%$, $4,70\%$ und $7,94\%$. Dabei fällt auf, dass beide Low-Cost Systeme recht ähnliche Abweichungswerte zeigen.

Um die Auflösung kleiner Details zu testen, wurden zwölf Weizenähren vermessen. Hier zeigt das David System Abweichungen von $7,74\%$ für das Alpha Shape Volumen, einer generalisierten Form der konvexen Hülle [Edelsbrunner et al., 1983], und $4,89\%$ für die Berechnung der Länge. Die Kinect zeigt Abweichungen von $24,60\%$ bzw. $15,54\%$.

Auffällig ist, dass jeder Parameter von mindestens einem Low-Cost-System mit einer Genauigkeit von $\leq$ 10% (MAPE, siehe Tabelle 7.1) erreicht wurde. Diese Grenze wurde als akzeptabel für morphologische Phänotypisierungsaufgaben definiert [Paproki et al., 2012]. Somit kann für einen gesuchte Parametrisierung eine Empfehlung zur Wahl eines Low-Cost-Sensors gegeben werden.

7.2 Kinect Version 2

Mit der Markteinführung der neuen Kinect Version 2 muss eine erneute Betrachtung der in Publikation E gezeigten Ergebnisse erfolgen. Im Vergleich zu der Kinect 1 stehen nun eine höhere RGB-Auflösung von 1920$\times$ 1080 Pixeln bei $30Hz$ (siehe Tabelle 7.2) zur Verfügung, die vor allem für die Extraktion und Auflösung des

Tiefenbildes relevant ist. Außerdem wurde die 3D-Technik von einem Triangulationsansatz zu einem IR-Time-of-Flight Ansatz umgestellt [Matthew Szymczyk, 2016] [Microsoft Corporation, 2016]. Die Anwendbarkeit zur Phänotypisierung muss daher erneut bewertet werden.

In Abbildung 7.2 ist die 3D-Punktwolke einer Buddhafigur mit kleinräumigen Oberflächendetails mit der Kinect 1 und 2 zu sehen. Während die Scans der Kinect 1 nur grobe Strukturen wiedergeben, sind im Scan der Kinect 2 wesentlich mehr Details erkennbar. Ein Soll-Ist-Vergleich mit einer Referenz (Romer Messarm & Perceptron v5) zeigt Abweichungen von $1,6\ mm$ für die Kinect 1 und von $1,1\ mm$ für die Kinect 2. Für den Vergleich wurde jeweils nur die Frontansicht der Figur gescannt, Ausreißer entfernt und die Scans durch das Iterative-Closest-Point-Verfahren (ICP, [Rusinkiewicz & Levoy, 2001]) ausgerichtet. Die grauen Bereiche signalisieren fehlende Geometrie-Informationen des Low-Cost-Sensors, wie sie durch Ausreißerentfernung entstehen. Dabei ist anzumerken, dass beide Low-Cost-Systeme als Ausgabe eine 3D-Vermaschung anbieten, die bei Ausreißern schnell dazu führt, dass größere Bereiche ausgeschnitten werden müssen. Es zeigt sich, dass der Scan der Kinect 1 sehr verrauscht ist. Analog zu den Messungen der Pflanzenorgane muss die Oberfläche bestimmten Glattheitsanforderungen genügen, wie es bspw. bei Rübenkörperoberflächen der Fall ist. Ist dies nicht der Fall, so resultiert die Messung in großen Abweichungen, wie bei der Messung von Rübenblättern oder Ährenvolumina (siehe Tabelle 7.1)

Es ist anzumerken, dass hierbei die erste Vorabversion des Kinect 2 Software-Development-Kits (SDK) benutzt wurde. Eine Steigerung der Genauigkeit durch eine verbesserte Referenzierung in der finalen Version des SDKs ist daher möglich. Es ist anzunehmen, dass sich die Ergebnisse aus Publikation E auf die Kinect 2 übertragen lassen und sogar noch übertroffen werden können (siehe Tabelle 7.2).

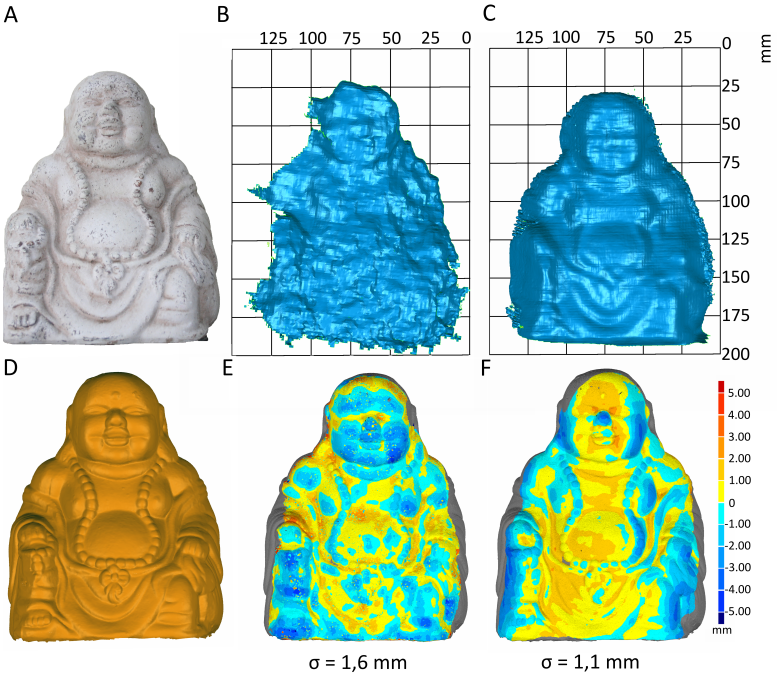


Abbildung 7.2 Am Beispiel einer Buddhafigur (A, RGB Bild) konnte exemplarisch eine Analyse der Anwendbarkeit und Genauigkeit der Kinect 1 (B) und 2 (C) durchgeführt werden. Als Referenz diente dabei der Laserscan mit dem Perceptron/Romer Industriemesssystem (D). In E und F sind die Ergebnisse eines Soll-Ist Vergleiches mit der Referenz nach einer Registrierung durch ICP dargestellt. Graue Bereiche zeigen Fehlstellen, bei denen entweder der Referenzscan oder der zu vergleichende Scan nicht vorliegen [eigene Darstellung].

Dieses Kapitel zeigt anhand von Vergleichsmessungen pflanzlicher Parameter, dass Low-Cost-Sensoren wie die Microsoft Kinect und das David Laserscanning System für die 3D-Aufnahme von Pflanzen im Nahbereich

Parameter	David Laser scanner	Kinect	gescannter Pflanze
	MAPE (%)	MAPE (%)	
Einzelblattfläche	4,03	47,64	Rübenblatt
projizierte Blattfläche	6,93	8,49	Rübenblatt
Höhe	4,55	3,59	Rübenwurzelkörper
Breite	5,61	2,08	Rübenwurzelkörper
Volumen	6,72	4,77	Rübenwurzelkörper
Oberfläche	13,16	4,70	Rübenwurzelkörper
Kompaktheit	8,21	7,94	Rübenwurzelkörper
Alpha Shape Volumen	7,74	24,60	Weizenähre
maximale Länge	4,89	15,54	Weizenähre

Tabelle 7.1 Relative Unsicherheitsmaße für verschiedenste Anwendungen in der Phänotypisierung.

	Kinect 1	Kinect 2
RGB-Kamera	$640\ px \times 480\ px \times 30Hz$	$1920\ px \times 1080\ px \times 30\ Hz$
Tiefe	$320\ px \times 240\ px \times 30Hz$	$512\ px \times 424\ px \times 30Hz$
Sichtfeld	$57°\ (h) \times 43°\ (v)$	$70°\ (h) \times 60°\ (v)$
3D-Technik	Structured Light	Time of Flight
Anschluß	USB 2.0	USB 3.0

Tabelle 7.2 Die Leistungsmerkmale der Kinect 1 und der Kinect 2 [[Matthew Szymczyk, 2016] und [Microsoft Corporation, 2016].

benutzt werden können. Je nach Anwendungsbereich (z.B. Blatt- oder Volumenmessung) zeigen die Sensoren dabei in Labormessungen bei evaluiertem Messaufbau nur geringe prozentuale Abweichungen zu dem Referenzsystem und sind für typische Aufgaben der Phänotypisierung anwendbar. Durch den Einsatz dieser Low-Cost-Systeme können große Investitionen eingespart werden. So kann bspw. beim Einsatz des David 3D-Messsystems der Messbereich durch den simultanen Einsatz mehrerer Sensoren erweitert werden oder durch Nutzung verschiedener Laserwellenlängen der Messaufbau an die Anforderungen des Experimentes angepasst werden [Strothmann et al., 2014].

8. Fusion verschiedener Sensoren

In diesem Kapitel wird der Einfluss der Messgeometrie auf das Ergebnis von 2-dimensional arbeitenden, bildgebende Sensoren am Beispiel einer Hyperspektralkamera eingegangen. Es wird exemplarisch gezeigt, wie eine Kalibrierung des Sensors zur Referenzierung mit 3D-Daten dazu beiträgt, den Einfluss der Geometrie zu berichtigen.

2-dimensional aufnehmende Syteme wie Fluoreszenz-, Hyperspektral- oder Thermalsensoren können zur Akquise von Informationen über Pflanzen und ihrer Organe benutzt werden. Thermal- und Fluoreszenzsensoren und vor allem hyperspektrale Sensoren bieten die Möglichkeit, Vegetationsindizes abzuleiten oder Reaktionen der Pflanze auf Umweltveränderungen zu erkennen [Omasa et al., 2007]. Eine Anwendung ist die Nutzung von Hyperspektralsensoren zur Früherkennung von Stress bei Gerste [Mahlein et al., 2012].

Marktübliche Hyperspektralkameras messen 1D-Linien, die durch Verschiebung der Kamera zu einem 2D-Bild zusammengesetzt werden. Dabei liefern diese Sensoren spektrale Informationen ohne Berücksichtigung des Abstandes zur Kamera oder der Oberflächenstruktur wie der Blattwinkel. Dies führt zu Ungenauigkeiten in der Messung und zu Fehlinterpretationen. Abbildung 8.1 zeigt den Zusammenhang zwischen Blattwinkel und den spektralen Daten deutlich, denn die Information der Blattstellung korreliert mit der Änderung im spektralen Index (hier NDVI).

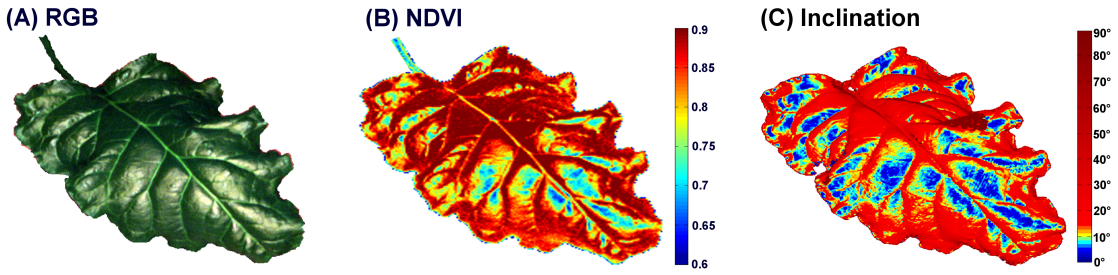


Abbildung 8.1 Die Vermessung eines gesunden Rübenblattes (A) mit einer Hyperspektralkamera ermöglicht die Ableitung des NDVI Indexes (B). Bei Gegenüberstellung mit einer Ansicht der Blattwinkelverteilung (C) fällt eine große Ähnlichkeit auf [Behmann et al., 2015b].

Ein wichtiger Schritt bei der Minimierung des Einflusses der Geometrie ist die Kalibrierung der 2D-Sensoren. Nur mit einem guten Kameramodell und einer genauen Beschreibung der Parameter ist es möglich, die 3D-Sensordaten zu referenzieren. Dabei werden, ähnlich zur Kalibrierung einer Lochkamera, die internen Kameraparameter (Projektionszentrum, Sensorgröße, Position des Bildhauptpunktes, etc.) geschätzt. Zusammen mit der Änderung der äußeren Parameter (Position der Kamera und Orientierung) lassen sich referenzierte Bilder mit 3D- und hyperspektralen Daten erzeugen. Die Kalibrierung einer Hyperspektralkamera durch Messung eines Kalibrierkörpers mittels Laserscanner und Hyperspektralkamera ist in Abbildung 8.2 gezeigt.

Diese Kalibrierung durch einen definierten Kalibrierkörper ist die Voraussetzung für die hochgenaue Fusion von hyperspektralen Daten mit 3D-Punktwolken mit dem Ziel, einzelnen Punkten im 3D-Raum hyperspektrale Daten zuzuordnen.

Abbildung 8.3 zeigt die Aufnahme einer Rübenpflanze mit drei Blättern, fusioniert mit Reflektanzdaten bei 790 nm (A), dazu wurden die Abbildungseigenschaften der Hyperspektralkamera durch ein geeignetes Referenzobjekt geometrisch kalibriert [Behmann et al., 2015b]. Dabei wurden zwei Kameras mit unterschiedlichen Wellenlängenbereichen verwendet [Behmann et al., 2015b]. Für jeden Punkt der Oberfläche ist nun das volle Intervall der Reflektanz von $400 - 2500$ nm verfügbar. Ein Punkt im Modell besteht somit aus drei Werten für die XYZ-Koordinate, sowie aus abhängig von der spektralen Auflösung der Hyperspektralkamera aus mehreren hundert Reflektionsdaten. Für eine genauere Einführung in den benutzen Algorithmus soll hier auf [Behmann et al., 2015b] und [Behmann et al., 2015a] verwiesen werden.

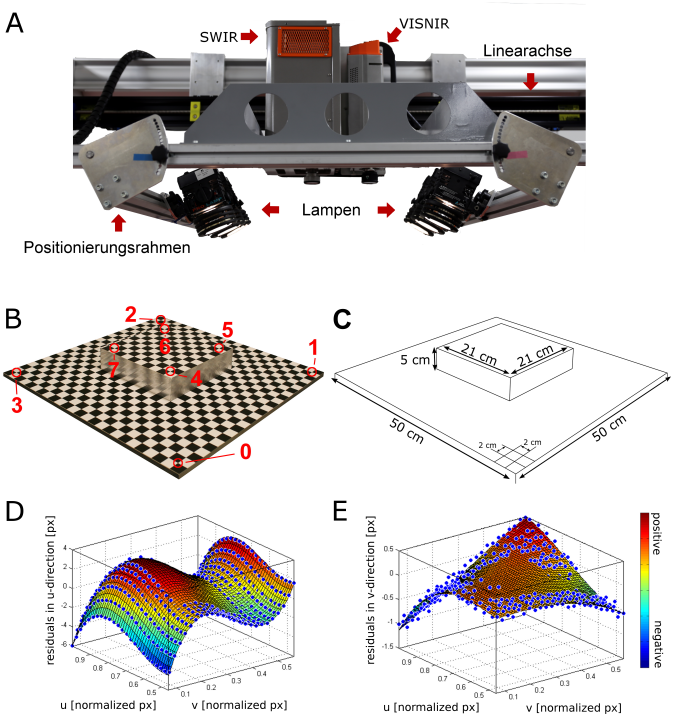


Abbildung 8.2 Durch die gleichzeitige Aufnahme mit dem Laserscanner und einer Hyperspektralkamerakombination (A, SWIR 970-2500nm und VISNIR 400-1000nm) eines Kalibriermusters (B,C) konnten die Abbildungseigenschaften der Hyperspektralkamera in Pixelkoordinaten (D,E) modelliert werden [Behmann et al., 2015b].

Eine Fusion mit 3D-abbildenden Sensoren ermöglicht eine Berichtigung der Sensorinformationen durch Berücksichtigung der Distanz und Oberfläche. Weiterhin bietet eine Fusion Vorteile für Segmentierung und Klassifikation der Einzelorgane durch neue Featurekombinationen, wie die Nutzung spektraler Indizes zusätzlich zu 3D-Geometriefeatures wie Surface Feature Histogrammen. Es ermöglicht die Erstellung von Modellen, die Geometrie und Reflektionseigenschaften vereinen, für eine multidimensionale Klassifikation, sowie die Berichtigung von radiometrischen Sensordaten und deren organspezifische Verortung. Somit können radiometrische Veränderungen über die Zeit bei Einzelorganen verfolgt werden und kleinste Regionen mit Missklassifikation, wie sie bspw. mit Surface Feature Histogrammen auftreten, eleminiert werden.

Weiterhin könnten hyperspektrale 3D-Modelle die Grundlage bilden für die Erstellung von Struktur-Funktionsmodellen (Functional-Structural Plant Models, FSPM) [Vos et al., 2010], die die interne Funktion mit der äußeren Struktur der Pflanze verbinden. Diese Modelle bilden Grammatiken komplexer Systeme, in denen die Struktur der Pflanze definiert ist. Abläufe wie bspw. Nährstofftransport oder Stressszenarien lassen sich so darstellen. Die hier exemplarisch gezeigte Fusion von 3D-Geometriedaten mit hyperspektralen Daten stellt einen großen Schritt zur Entwicklung von gemeinsamen Modellen für Struktur und Funktion einer Pflanze dar. Die in Abbildung 8.3 gezeigte Anwendung der Datenkombination und der Zuordnung von hyperspektraler Information an jeder beliebigen Stelle der Geometrie stellt die Grundlage für eine zukünftige gemeinsame Betrachtung von Struktur und Funktion dar.

Um die Struktur aus Laserdaten abzuleiten, als Vorbereitung der Generierung von sensorübergreifenden Modellen, ist es daher von entscheidender Bedeutung, die Genauigkeit der Geometriemessungen an der Gesamtpflanze ([Paulus et al., 2014e], [Paulus et al., 2014a]), die Interaktion mit den tieferen Schichten der Pflanze ([Paulus et al., 2014c]) und die Ableitung von 3D-Beschreibungen zur automatischen Klassifikation ([Paulus et al., 2013a] und [Paulus et al., 2014b]) zu untersuchen. Daher stellt dieses abschließend definierte Szenario der Kombination von Struktur und Funktion die in dieser Arbeit entstandenen Publikationen in einen übergreifenden Zusammenhang.

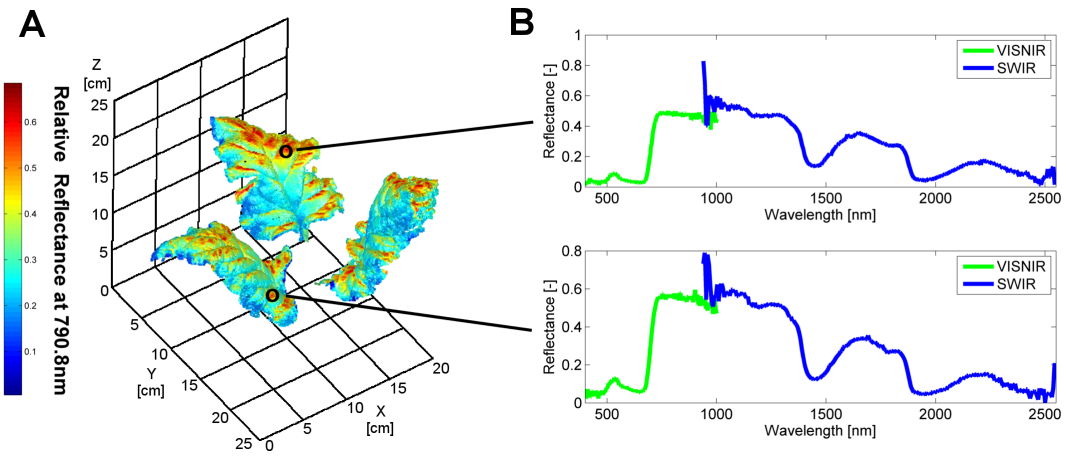


Abbildung 8.3 Beispiel der Fusion einer 3D-Punktwolke einer Rübenpflanze mit hyperspektralen Daten (A). Dabei ist an jedem Oberflächenpunkt der hyperspektrale Messwerte abgreifbar (B) [Behmann et al., 2015b].

9. Fazit und Ausblick

9.1 Fazit

Die im Zuge dieser Arbeit enstandenen Publikationen zeigen, dass Nahbereichslaserscanning in der Phänotypisierung von Pflanzen eingesetzt werden kann und ein wichtiges Werkzeug zur Vermessung von Pflanzen darstellt. Laserscanning bietet Vorteile in der genauen und hochauflösenden Abbildung von Pflanzengeometrien und der nicht-invasiven Beobachtung von Entwicklungsprozessen wie z.B. Wachstum. Dabei wurden verschiedene Pflanzentypen beobachtet, so dass die Ergebnisse im Wesentlichen als generalisierbar angenommen werden können.

Die Anwendbarkeit von Laserscannern zur Parametrisierung von Pflanzen wurde im Vergleich mit bekannten und invasiv arbeitenden Messmethoden evaluiert. Dabei konnten minimale Abweichungen zu herkömmlichen Messmethoden festgestellt werden. Generell kann davon ausgegangen werden, dass von Sensorseite mit dem Laserscanner zur Zeit die höchste Genauigkeit in der 3D-Abbildung von Pflanzen möglich ist. Eine Parametrisierung auf Pflanzen- und Organebene wurde an einer Zeitreihe von drei Wochen an acht Pflanzen gezeigt. Unterschiede der Bewässerung schlugen sich dabei im Wachstum der Pflanze / der Organe nieder und waren durch die Parametrisierung der Punktwolke erkennbar. Ein großer Vorteil der Geometrieaufnahme mit dem Laserscanner stellt die nachträgliche Parametrisierung dar. So können beispielsweise einzelne Blätter oder Stängel in ihrem Wachstum verfolgt werden, auch wenn es im ursprünglichen Experimentdesign nicht vorgesehen war. Dies gilt zwar für alle bildgebenden Verfahren, jedoch bildet Laserscanning die Oberfläche fast verdeckungsfrei ab und ermöglicht die Ableitung von Parametern der gesamten Geometrie.

Besonderes Augenmerk wurde auf die Interaktion des Lasers mit dem pflanzlichen Gewebe gelegt. Effekte durch Eindringung abhängig von der Beschaffenheit der Epidermis, des Chlorophyllgehaltes, des physiologischen Stadiums und dem Vorkommen von Mehltau wurden gezeigt. Durchdringungseffekte der ersten pflanzlichen Gewebeschicht konnten durch Stapelung von Lauchepidermen bis zu einer Dicke von fünf Epidermen ($\sim 150\ \mu m$) ermittelt werden. Diese können durch den Einsatz von Laserscannern mit geeigneten Wellenlängen minimiert werden.

Geometrien auf Organebene, die bisher nur schwer zu beobachten waren, lassen sich durch Laserscanning in ihrer zeitlich-räumlichen Entwicklung beobachten und automatisiert ableiten. Diese Fähigkeit ist von besonderem Interesse in der Phänotypisierung, da sie das Monitoring von Wachstum auf Organebene ermöglichen. Die Nutzung dieser Technik in Hochdurchsatzphänotypisierungsanlagen weltweit ist von entscheidender Bedeutung für die effiziente und generalisierte Ableitung pflanzlicher Parameter. Die gezeigten Experimente stellen somit einen wichtigen Beitrag zur 3D-Phänotypisierung dar, wobei die Automatisierungsansätze auf andere 3D-abbildende Sensoren (gezeigt am Phenospex PlantEye Sensor) übertragbar sind.

Da für die Ableitung der Geometrie aus Punktwolken ein investitionsintensiver Laserscanner aus dem Bereich der Qualitätssicherung benutzt wurde, ist eine Reduktion dieser Kosten und eine Abschätzung der Qualität durch Nutzung eines preiswerteren 3D-Sensors interessant. Dabei wurden zwei Low-Cost-Sensoren zusammen mit dem Industriemesssystem benutzt, um verschiedene, für die Phänotypisierung wichtige, Parameter zu messen. Es konnten günstige Alternativen für 3D-Industriemesssysteme ermittelt werden, so dass sich für die 3D-Erfassung von Rübenkörpern, Rübenblättern und Weizenähren Scanlösungen für weniger als 2000 Euro realisieren lassen. Für die Phänotypisierung wichtige Parameter konnten mit einer als hinreichend definierten Abweichung von weniger als 10% vom Soll-Wert, gemessen durch das Industriemesssystem, erreicht werden. Es wurde gezeigt, dass mindestens ein Sensor diese Grenze bei den verschiedenen Messungen von Blattflächen, projizierter Blattfläche, Rübenkörpervolumen, - oberfläche oder Ährenlänge und -volumen erreichen konnte. Somit konnte für diese Parameter eine adäquate Messmethode aus dem Low-Cost-Bereich gefunden werden.

Es konnte gezeigt werden, dass Laserscanning ein hochgenaues Werkzeug für die Phänotypisierung darstellt, dessen hohe Punktdichte das Monitoring von Wachstumsprozessen und die automatisierte, organweise Parametrisierung von Pflanzen ermöglicht. Ungenauigkeiten durch die Interaktion des Lasers mit der pflanzlichen Oberfläche wurden aufgezeigt und quantifiziert. Durch den Vergleich mit Low-Cost-Sensoren wurde für verschiedene Parameter und Pflanzen eine Abschätzung der Genauigkeit durchgeführt.

9.2 Kritik

Die für die Aufnahme von hochgenauen Laserpunktwolken benutze Kombination aus Laserscanner (Perceptron V5, Perceptron Inc. Plymouth, MI, USA) und Messarm (Romer Infinite 2.0, Hexagon Metrology Inc, North Kingstown, RI, USA) bietet die Möglichkeit, das Messobjekt aus vielen verschiedenen Sensorstandpunkten zu vermessen. Das Ergebnis sind Punktwolken mit einem sehr geringen Anteil an Verdeckungen bzw. nicht beobachteten Pflanzenteilen. Dies entspricht nicht den Sensoransprüchen für Laserscanner im Hochdurchsatz oder dem Einsatz auf dem Felde. Daher sind weitere Untersuchungen nötig, die die Genauigkeit der Klassifikation, sowie die Nutzung der eingeführten Surface Feature Histogramme (SFH) für Punktwolken mit einem erhöhten Grad der Verdeckung evaluieren.

Für die Klassifikation wurde die bekannte Machine Learning Methode der Support Vector Machines benutzt. Ihre Anwendung führte zu sehr guten Ergebnissen bei der automatischen Trennung der Pflanzenorgane mittels radialer Trennfunktionen und der Nutzung von SFH. Eine tiefergehende Evaluierung der benutzen Trennfunktion und ihre Anpassung an Klassifikationsproblematiken aus dem Pflanzenbereich ist sinnvoll für die Trennung von Organen deren Oberflächenbeschreibung durch Histogramme nur wenig variiert. Vorstellbar sind hier die automatische Klassifikation von Blattadern, zur Beschreibung von Wachstum innerhalb des Blattes in den Interkostalfeldern, zwischen den Blattadern, zur Generierung von beschreibenden Grammatiken und der automatischen Identifizierung identischer Blätter innerhalb unterschiedlicher Aufnahmen. Die automatische Klassifikation ohne Nutzung von Vorwissen durch Annotierung von Trainingsdaten konnte in dieser Arbeit nur in Ansätzen gezeigt werden. Die ersten Ergebnisse der Nutzung von Clusteringmethoden sind sehr vielversprechend und zeigen weiteren Forschungsbedarf auf.

Die Bewegung der Pflanze wurde durch Messung in einer weitestgehend idealen Umgebung minimiert. Daher müssen die eingebrachten Methoden für den Nicht-Laborbetrieb und im Speziellen für den Einsatz auf mobilen Plattformen angepasst werden. Mögliche Probleme treten auf bei der Zuordnung von Einzelpunkten zu den Organen oder bei der Zuordnung der Organe zwischen verschiedenen Zeitpunkten. Messung bzw. eine geeignete Vorhersage der Bewegungsmuster können bei der Zuordnung helfen.

Die Evaluierung der Lasermessungen durch organweise Parametrisierung ist nicht eindeutig zu bewerkstelligen. Die gescannte Punktwolke von Gerste wird zur Evaluierung der Messmethode in Teilpunktwolken zerlegt und die Blätter und Stängel durch Triangulierung bzw. Zylinderapproximation parametrisiert. Die exakte Trennung der Teilpunktwolken unterliegt dem Auge des Nutzers und kann je nach dessen Erfahrung und des Blickwinkels innerhalb der 3D-Software variieren. Somit ist eine genaue Evaluierung der Lasermessungen für bswp. die Bestimmung der Blattfläche, aber auch der Feststellung der Genauigkeit einer automatischen Klassifikation abhängig vom manuell getrennten Datensatz. Somit wird hier der Bedarf eines automatisierten und objektiv arbeitenden Segmentierungsalgorithmus definiert.

Die Untersuchung der Interaktion zwischen Laserstrahl und pflanzlichem Gewebe zeigt weiteren Forschungsbedarf zur Analyse der auftretenden Effekte und der Evaluierung geeigneter Laserwellenlängen. Vergleichsmessungen mit weiteren Wellenlängen sind nötig, um die Effekte einzugrenzen und ein auf die Physiologie von Pflanzen angepasstes 3D-Messsystem zu konfigurieren. Die gezeigten Ergebnisse erlauben nur eine ungefähre Schätzung der Eindringtiefe des Laserstrahles in das pflanzliche Gewebe. Prüfkörper aus pflanzlichem Gewebe sind nicht herstellbar und somit ist die Schätzung der Eindringtiefe nur abhängig von verschiedenen Effekten wie bspw. Interaktion mit der Epidermis der Pflanze oder dem Chlorophyllgehalt des tieferen Gewebeschichten beschreibbar, deren Auswirkung auf die Messung nur quantitativ bestimmt werden konnten. Die Fusionierung verschiedener Laserwellenlängen, sowie die Nutzung zusätzlicher Messwerte wie der Intenstität der rückgestrahlten Energie des Lasers eröffnen weitere Möglichkeiten, die in dieser Arbeit nur in einem kurzen Experiment gezeigt werden konnten (siehe Kapitel 6).

9.3 Ausblick

In dieser Arbeit wurden neben den Veröffentlichungen A-E ebenfalls daraus entstehende Nachfolgeexperimente aufgezeigt.

Eindringeffekte des Lasers in die pflanzlichen Schichten wurden aufgezeigt und deren Nutzung zur physiologischen und phytomedizinischen Analyse festgestellt. Experimente mit Laserscannern, die zu den geometrischen Daten auch Intensitätsdaten liefern und geeignetere Wellenlängen benutzen, zeigen geringere Eindringeffekte und eine bessere Oberflächenbeschreibung als die in Industriemesssystemen üblichen Laser mit 660 nm. Die Quantifizierung und Evaluierung dieser Effekte steht im Fokus der weiteren Arbeit.

Die mögliche Ersetzung von Industriemesssystemen durch Low-Cost-Sensoren wurde anhand ausgewählter Beispiele an Rübenkörpern, -blättern und Weizenähren gezeigt. Mit dem Release der Microsoft Kinect 2 stellt sich hier die Frage, ob die höhere Auflösung und Reichweite die Phänotypisierung mit Low-Cost-Sensoren weiter voranbringen kann.

Die Möglichkeiten der histogrammbasierten Identifikation der Einzelorgane verschiedenster Pflanzen stellt einen wichtigen Schritt für die Hochdurchsatzanalyse dar. Die Eleminierung von Vorwissen (Trainingsdaten) durch Clusteringmethoden ist der nächste Schritt, um den manuellen Aufwand der Parametrisierung zu minimieren. Die bisherigen Experimente mit unüberwachten Lernmethoden zeigen, dass hier weitere Forschung nötig und sinnvoll ist.

Phänotypisierung zielt auf ein mit verschiedenen Sensoren aufgenommenes, multidimensionales Abbild der Pflanze. Daher ist die Fusion verschiedener Sensoren essentiell für die Phänotypisierung. In dieser Arbeit wurden erste Ergebnisse für die Kalibrierung von Hyperspektralkameras zur Fusion von Hyperspektralaufnahmen und 3D-Punktwolken gezeigt. Dieser erste Schritt ermöglicht die Verbesserung von Hyperspektralaufnahmen durch Berücksichtigung der Geometrie und den Zugriff auf die spektralen Eigenschaften an nahezu jedem Punkt der 3D-Oberfläche.

Zusammenfassend wurden in dieser Arbeit wichtige Forschungsschwerpunkte für zukünftige Arbeiten wie die Sensorfusion, die automatisierte Klassifikation und Identifikation der Einzelorgane ohne die Benutzung von Trainingsdaten, sowie die Ersetzung von investitionsintensiven Industriemesssystemen durch marktübliche Low-Cost-Messsysteme definiert. Da weltweit die Methoden der Phänotypisierung ständig verbessert und verfeinert werden, kann davon ausgegangen werden, dass Laserscanning auch in Zukunft durch die hohe räumliche Auflösung als Referenzsystem oder als Sensor für die hochgenaue Einzelvermessung eine wichtige Rolle einnimmt.

Literaturverzeichnis

[Alenya et al., 2011] Alenya, G., Dellen, B., & Torras, C. (2011). 3D modelling of leaves from color and tof data for robotized plant measuring. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* (pp. 3408–3414). Shanghai, China.

[Angeles, 1997] Angeles, J. (1997). *Fundamentals of Robotic Mechanical Systems*. Springer Verlag.

[Azzari et al., 2013] Azzari, G., Goulden, M. L., & Rusu, R. B. (2013). Rapid characterization of vegetation structure with a microsoft kinect sensor. *Sensors*, 13(2), 2384–2398.

[Barnea & Filin, 2012] Barnea, S. & Filin, S. (2012). Extraktion of Objects from Terrestrial Laser Scans by Integrating Geometry Image and Intensity Data with Demonstration on Trees. *Remote Sensing*, 4, 88–110.

[Behmann et al., 2015a] Behmann, J., Mahlein, A.-K., Paulus, S., Dupuis, J., Kuhlmann, H., Oerke, E., & Plümer, L. (2015a). Generation and application of hyperspectral 3d plant models: methods and challenges. *Machine Vision and Applications*, (pp. 1–14).

[Behmann et al., 2015b] Behmann, J., Mahlein, A.-K., Paulus, S., Kuhlmann, H., Oerke, E.-C., & Plümer, L. (2015b). Calibration of hyperspectral close-range pushbroom cameras for plant phenotyping. *{ISPRS} Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 106, 172–182.

[Behmann et al., 2014] Behmann, J., Steinrücken, J., & Plümer, L. (2014). Detection of early plant stress responses in hyperspectral images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 93(0), 98 – 111.

[Bellasio et al., 2012] Bellasio, C., Olejníčková, J., Tesař, R., Šebela, D., & Nedbal, L. (2012). Computer reconstruction of plant growth and chlorophyll fluorescence emission in three spatial dimensions. *Sensors*, 12(1), 1052–1071.

[Biskup et al., 2007] 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), 1299–308.

[Blum et al., 1982] Blum, A., Mayer, J., & Gozlan, G. (1982). Infrared thermal sensing of plant canopies as a screening technique for dehydration avoidance in wheat. *Field Crops Research*, 5(0), 137 – 146.

[Brown et al., 2014] Brown, T. B., Cheng, R., Sirault, X. R., Rungrat, T., Murray, K. D., Trtilek, M., Furbank, R. T., Badger, M., Pogson, B. J., & Borevitz, J. O. (2014). Traitcapture: genomic and environment modelling of plant phenomic data. *Current Opinion in Plant Biology*, (pp. 73 – 79).

[Busemeyer et al., 2013] Busemeyer, L., Mentrup, D., Möller, K., Wunder, E., Alheit, K., Hahn, V., Maurer, H. P., Reif, J. C., Würschum, T., Müller, J., Rahe, F., & Ruckelshausen, A. (2013). BreedVision–a multi-sensor platform for non-destructive field-based phenotyping in plant breeding. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 13(3), 2830–47.

[Bylesjö et al., 2008] Bylesjö, M., Segura, V., Soolanayakanahally, R. Y., Rae, A. M., Trygg, J., Gustafsson, P., Jansson, S., & Street, N. R. (2008). LAMINA: a tool for rapid quantification of leaf size and shape parameters. *BMC plant biology*, 8, 82.

[Cai et al., 2013] Cai, X., Sun, Y., Zhao, Y., Damerow, L., Schulze Lammers, P., Sun, W., Lin, J., Zheng, L., & Tang, Y. (2013). Smart detection of leaf wilting by 3D image processing and 2D Fourier transform. *Computers and Electronics in Agriculture*, 90, 68–75.

[Chen et al., 2014] Chen, D., Neumann, K., Friedel, S., Kilian, B., Chen, M., Altmann, T., & Klukas, C. (2014). Dissecting the Phenotypic Components of Crop Plant Growth and Drought Responses Based on High-Throughput Image Analysis. *The Plant Cell Online*, 26(12), 4636–4655.

[Chéné et al., 2012] Chéné, Y., Rousseau, D., Lucidarme, P., Bertheloot, J., Caffier, V., Morel, P., Belin, E., & Chapeau-Blondeau, F. (2012). On the use of depth camera for 3D phenotyping of entire plants. *Computers and Electronics in Agriculture*, 82, 122–127.

[Choppin et al., 2014] Choppin, S., Wheat, J. S., & Goyal, A. (2014). Using the microsoft kinect to measure breast volume: Thoughts and experiences. *J Plast Reconstr Aesthet Surg*, (pp. 1007–1008).

[Danson, 2007] Danson, F. M. (2007). Forest Canopy Gap Fraction From Terrestrial Laser Scanning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 29(1), 607–160.

[Dassot et al., 2012] Dassot, M., Colin, A., Santenoise, P., Fournier, M., & Constant, T. (2012). Terrestrial laser scanning for measuring the solid wood volume, including branches, of adult standing trees in the forest environment. *Computers and Electronics in Agriculture*, 89, 86–93.

[Dornbusch et al., 2012] Dornbusch, T., Lorrain, S., Kuznetsov, D., Fortier, A., Liechti, R., Xenarios, I., & Fankhauser, C. (2012). Measuring the diurnal pattern of leaf hyponasty and growth in arabidopsis - a novel phenotyping approach using laser scanning. *Functional Plant Biology*, 39, 860–869.

[Dupuis & Kuhlmann, 2014] Dupuis, J. & Kuhlmann, H. (2014). High-Precision Surface Inspection: Uncertainty Evaluation within an Accuracy Range of 15 μm with Triangulation-based Laser Line Scanners. *Journal of Applied Geodesy*, 8(10), 109–118.

[Dupuis et al., 2014] Dupuis, J., Paulus, S., Behmann, J., Plümer, L., & Kuhlmann, H. (2014). A Multi-Resolution Approach for an Automated Fusion of Different Low-Cost 3D Sensors. *Sensors*, 14, 7563–7579.

[Dupuis et al., 2015] Dupuis, J., Paulus, S., Mahlein, A.-K., Kuhlmann, & Eichert, T. (2015). The impact of different leaf surface tissues on active 3d laser triangulation measurements. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, 2015(6), 437–447.

[Edelsbrunner et al., 1983] Edelsbrunner, H., Kirkpatrick, D., & Seidel, R. (1983). On the shape of a set of points in the plane. *IEEE Transactions on Information Theory*, 29(4), 551 – 559.

[Ehlert et al., 2008] Ehlert, D., Horn, H.-J., & Adamek, R. (2008). Measuring crop biomass density by laser triangulation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 61(2), 117–125.

[Eitel et al., 2010] Eitel, J. U., Vierling, L. A., & Long, D. S. (2010). Simultaneous measurements of plant structure and chlorophyll content in broadleaf saplings with a terrestrial laser scanner. *Remote Sensing of Environment*, 114(10), 2229 – 2237.

[El-Omari & Moselhi, 2011] El-Omari, S. & Moselhi, O. (2011). Integrating automated data acquisition technologies for progress reporting of construction projects. *Automation in Construction*, 20(6), 699 – 705.

[Evers et al., 2010] Evers, J. B., Vos, J., Yin, X., Romero, P., van der Putten, P. E. L., & Struik, P. C. (2010). Simulation of wheat growth and development based on organ-level photosynthesis and assimilate allocation. *Journal of Experimental Botany*, 61(8), 2203–2216.

[Fiorani et al., 2012] Fiorani, F., Rascher, U., Jahnke, S., & Schurr, U. (2012). Imaging plants dynamics in heterogenic environments. *Current opinion in biotechnology*, 2, 227–235.

[Fiorani & Schurr, 2013] Fiorani, F. & Schurr, U. (2013). Future Scenarios for Plant Phenotyping. *Annu. Rev. Plant Biol.*, 64, 267–291.

[Frasson & Krajewski, 2010] Frasson, R. P. D. M. & Krajewski, W. F. (2010). Three-dimensional digital model of a maize plant. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(3), 478–488.

[Furbank & Tester, 2011] Furbank, R. T. & Tester, M. (2011). Phenomics - technologies to relieve the phenotyping bottleneck. *Trends in Plant Science*, 16(12), 635–644.

[Gärtner & Denier, 2006] Gärtner, H. & Denier, C. (2006). Application of a 3D Laser scanning device to acquire the structure of whole root systems- A pilot study. *Geomorphology*, 4, 288–294.

[Golzarian et al., 2011] Golzarian, M., Frick, R., Rajendran, K., Berger, B., Roy, S., Tester, M., & Lun, D. (2011). Accurate inference of shoot biomass from high-throughput images of cereal plants. *Plant Methods*, 7(1), 2.

[Granier et al., 2005] Granier, C., Aguirrezabal, L., Chenu, K., Cookson, S. J., Dauzat, M., Hamard, P., Thioux, J.-J., Rolland, G., Bouchier-Combaud, S., Lebaudy, A., Muller, B., Simonneau, T., & Tardieu, F. (2005). PHENOPSIS, an automated platform for reproducible phenotyping of plant responses to soil water deficit in Arabidopsis thaliana permitted the identification of an accession with low sensitivity to soil water deficit. *New Phytologist*, 169, 623–635.

[Granier & Vile, 2014] Granier, C. & Vile, D. (2014). Phenotyping and beyond: modelling the relationships between traits. *Current Opinion in Plant Biology*, 18, 96 – 102.

[Hanan et al., 2004] Hanan, J., Loch, B., & Mcaleer, T. (2004). Processing Laser Scanner Plant Data To Extract Structural Information. In C. Godin (Ed.), *Proceedings of the 4th International Workshop on Functional Structural Plant Models* (pp. 1–4). Montpellier, France.

[Hartmann et al., 2011] Hartmann, A., Czauderna, T., Hoffmann, R., Stein, N., & Schreiber, F. (2011). HTPheno: An image analysis pipeline for high-throughput plant phenotyping. *BMC Bioinformatics*, 12, 148.

[Hastie et al., 2001] Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2001). *The Elements of Statistical Learning*. Springer Series in Statistics. New York, NY, USA: Springer New York Inc.

[Hexagon Metrology GmbH, 2015a] Hexagon Metrology GmbH (2015a). Technical Data Perceptron ScanWorks V5. http://www.hexagonmetrology.com.ar/en/perceptron-scanworks-v5-for-romer_275.htm#.U6kXKCeZvYM besucht am 29.November 2015.

[Hexagon Metrology GmbH, 2015b] Hexagon Metrology GmbH (2015b). Technical Data Romer Infinite 2.0. http://www.hexagonmetrology.com.ar/en/perceptron-scanworks-v5-for-romer_275.htm#.U6kXKCeZvYM besucht am 29.November 2015.

[Holst et al., 2014] Holst, C., Dupuis, J., Paulus, S., & Kuhlmann, H. (2014). Flächenhafte Deformationsanalysen mit terrestrischen und Nahbereichslaserscannern eine Gegenüberstellung anhand von Beispielen. *Allgemeine Vermessungsnachrichten*, 121, 260–272.

[Holst & Kuhlmann, 2011] Holst, C. & Kuhlmann, H. (2011). Bestimmung der elevationsabhängigen Deformation des Hauptreflektors des 100m-Radioteleskops Effelsberg mit Hilfe von Laserscannermessungen. *Schriftenreihe DVW Terrestrisches Laserscanning - TLS 2011 mit TLS-Challenge*, 66, 16–180.

[Honsdorf et al., 2014] Honsdorf, N., March, T. J., Berger, B., Tester, M., & Pillen, K. (2014). High-throughput phenotyping to detect drought tolerance qtl in wild barley introgression lines. *PLoS ONE*, 9(5), e97047.

[Hosoi et al., 2011] 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 et al., 2010] Houle, D., Govindaraju, D. R., & Omholt, S. (2010). Phenomics: the next challenge. *Nature Reviews: Genetics*, 11, 855–866.

[Isheil et al., 2011] Isheil, A., Gonnet, J.-P., & Fontaine, J. F. (2011). Systematic error correction of a 3d laser scanning measurement device. *Optics and Lasers in Engineering*, 49, 16–24.

[Jensen, 2013] Jensen, L., Ed. (2013). *The Millenium Development Goals Report 2013*. United Nations.

[Khoshelham & Elberink, 2012] Khoshelham, K. & Elberink, S. O. (2012). Accuracy and resolution of Kinect depth data for indoor mapping applications. *Sensors*, 12(2), 1437–54.

[Kirchgessner, 2003] Kirchgessner, N. (2003). *Extraktion physiologischer Koordinatensysteme von Pflanzenwurzeln und -blättern aus Bildsequenzen*. PhD thesis, Ruprecht-Karls Universität Heidelberg.

[Kjaer & Ottosen, 2015] Kjaer, K. H. & Ottosen, C.-O. (2015). 3d laser triangulation for plant phenotyping in chellenging environments. *Sensors*, 15, 13533–13547.

[Klodt & Cremers, 2015] Klodt, M. & Cremers, D. (2015). High-resolution plant shape measurements from multi-view stereo reconstruction. In L. Agapito, M. M. Bronstein, & C. Rother (Eds.), *Computer Vision - ECCV 2014 Workshops*, volume 8928 of *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 174–184). Springer International Publishing.

[Konica Minolta Optics INC., 2015] Konica Minolta Optics INC. (2015). Technical Data Konica Minolta Range 7. https://www.konicaminolta.eu/fileadmin/content/eu/Measuring_Instruments/2_Products/7_3D_Measurement/Range_7/PDF/Range7_EN.pdf, besucht am 07.12.2016.

[Lei et al., 2015] Lei, L., Qin, Z., & Danfeng, H. (2015). A Review of Imaging Techniques for Plant Phenotyping. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 14(11), 20078–20111.

[Lewontin, 2011] Lewontin, R. (2011). The Genotype/Phenotype Distinction. In E. N. Zalta (Ed.), *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*. The Metaphysics Research Lab, Center for the Study of Language and Information, Stanford University Stanford, CA 94305-4115, summer 2011 edition.

[Li-Cos INC., 2015] Li-Cos INC. (2015). LI-COR Leaf Area Measurements. https://www.licor.com/env/applications/leaf_area.html, besucht am 29.Dezember 2015.

[Llorens et al., 2011] Llorens, J., Gil, E., Llop, J., & Escolà, A. (2011). Ultrasonic and LIDAR Sensors for Electronic Canopy Characterization in Vineyards: Advances to Improve Pesticide Application Methods. *Sensors*, 11(2), 2177–2194.

[Loch et al., 2005] Loch, B. I., Belward, J. A., & Hanan, J. S. (2005). Application of Surface Fitting Techniques for the Representation of Leaf Surfaces. In *MODSIM05: Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation: Advances and Applications for Management and Decision Making*, number c in 1 (pp. 1272–1278). Melbourne, Australia.

[Lowe, 2004] Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int. J. Comput. Vision*, 60(2), 91–110.

[Mahlein et al., 2012] Mahlein, A.-K., Steiner, U., Hillnhütter, C., Dehne, H.-W., & Oerke, E.-C. (2012). Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases. *Plant methods*, 8(1), 3.

[Matthew Szymczyk, 2016] Matthew Szymczyk (2016). How Does The Kinect 2 Compare To The Kinect 1? http://zugara.com/how-does-the-kinect-2-compare-to-the-kinect-1, besucht am 7.12.2016.

[Microsoft Corporation, 2016] Microsoft Corporation (2016). Microsoft - Kinect Hardware. https://dev.windows.com/en-us/kinect/hardware, besucht am 2. Januar 2016.

[Minervini et al., 2015] Minervini, M., Scharr, H., & Tsaftaris, S. (2015). Image analysis: The new bottleneck in plant phenotyping [applications corner]. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 32(4), 126–131.

[Munns et al., 2010] Munns, R., James, R. a., Sirault, X. R. R., Furbank, R. T., & Jones, H. G. (2010). New phenotyping methods for screening wheat and barley for beneficial responses to water deficit. *Journal of experimental botany*, 61(13), 3499–507.

[Nock et al., 2014] Nock, C. A., Taugourdeau, O., Delagrange, S., & Messier, C. (2014). Assessing the potential of low-cost 3d cameras for the rapid measurement of plant woody structure. *Sensors*, (pp. 16216–16233).

[Omasa et al., 2007] Omasa, K., Hosoi, F., & Konishi, A. (2007). 3D lidar imaging for detecting and understanding plant responses and canopy structure. *Journal of experimental botany*, 58(4), 881–98.

[Paproki et al., 2011] Paproki, A., Fripp, J., Salvado, O., Ict, C., Sirault, X., Berry, S., & Furbank, R. (2011). Automated 3D Segmentation and Analysis of Cotton Plants. In *Proceedings of the International Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA)* (pp. 0–5).

[Paproki et al., 2012] Paproki, A., Sirault, X., Berry, S., Furbank, R., & Fripp, J. (2012). A novel mesh processing based technique for 3d plant analysis. *BMC Plant Biology*, 12(1), 63.

[Paulus et al., 2014a] Paulus, S., Behmann, J., Mahlein, A.-K., Plümer, L., & Kuhlmann, H. (2014a). Low-cost 3D systems - well suited tools for plant phenotyping. *Sensors*, 2, 3001–3018.

[Paulus et al., 2013a] Paulus, S., Dupuis, J., Mahlein, A.-K., & Kuhlmann, H. (2013a). Surface feature based classification of plant organs from 3D laserscanned point clouds for plant phenotyping. *BMC Bioinformatics*, 13, 238.

[Paulus et al., 2014b] Paulus, S., Dupuis, J., Riedel, S., & Kuhlmann, H. (2014b). Automated Analysis of Barley organs using 3D laserscanning - an approach for high throughput phenotyping. *Sensors*, 14, 12670–12686.

[Paulus et al., 2014c] Paulus, S., Eichert, T., Goldbach, H., & Kuhlmann, H. (2014c). Limits of active laser triangulation as an instrument for high precision plant imaging. *Sensors*, 14, 2489–2509.

[Paulus & Kuhlmann, 2011] Paulus, S. & Kuhlmann, H. (2011). Nahbereichsscanning - Messprinzipien und Einsatzmöglichkeiten bei Nutzpflanzen. *Schriftenreihe DVW, Terrestrisches Laserscanning - TLS 2011 mit TLS-Challenge*, 66, 17–30.

[Paulus et al., 2014d] Paulus, S., Riedel, S., & Kuhlmann, H. (2014d). Automatic extraction of stem parameters out of 3D laser scanned barley plant point clouds. In *Beiträge zum 17. Internationalen Ingenieurvermessungskurs*, volume 14 (pp. 403–416). Wichmann Verlag.

[Paulus et al., 2013b] Paulus, S., Schumann, H., & Kuhlmann, H. (2013b). Automatische Parameterextraktion aus hochauflösenden Laserscans - ein wichtiger Schritt bei der Phänotypisierung. *Bornimer Agrartechnische Berichte, 19. und 20. Workshop 6.-7. Mai 2013 Berlin*, 81, 241–249.

[Paulus et al., 2014e] Paulus, S., Schumann, H., Leon, J., & Kuhlmann, H. (2014e). A high precision laser scanning system for capturing 3D plant architecture and analysing growth of cereal plants. *Biosystems Engineering*, 121, 1–11.

[Phillips, 2010] Phillips, R. L. (2010). Mobilizing science to break yield barriers. *Crop Sci.*, 50, 99–108.

[Poorter et al., 2012] Poorter, H., Bühler, J., van Dusschoten, D., Climent, J., & Postma, J. A. (2012). Pot size matters: a meta-analysis of the effects of rooting volume on plant growth. *Functional Plant Biology*, 39, 839–850.

[Prusinkiewicz & Lindenmayer, 1990] Prusinkiewicz, P. & Lindenmayer, A. (1990). *The Algorithmic Beauty of Plants*. New York: Springer-Verlag.

[Reuzeau et al., 2010] Reuzeau, C., Pen, J., Frankard, V., de Wolf, J., Peerbolte, R., Broekaert, W., & van Camp, W. (2010). TraitMill: a Discovery Engine for Identifying Yield-enhancement Genes in Cereals. *Plant Gene and Trait*, 1, 1–6.

[Ribes-dasi et al., 2009] Ribes-dasi, M., Masip, J., Rosell, J. R., Llorens, J., Sanz, R., Arno, J., Gil, E., Val, L., Camp, F., Solanelles, F., Gra, F., & Escola, A. (2009). Obtaining the three-dimensional structure of tree orchards from remote 2D terrestrial LIDAR scanning. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149, 1505–1515.

[Rose et al., 2015] Rose, J., Paulus, S., & Kuhlmann, H. (2015). Accuracy Analysis of a Multi-View Stereo Approach for Phenotyping of Tomato Plants at the Organ Level. *Sensors*, 15, 9651–9665.

[Rusinkiewicz & Levoy, 2001] Rusinkiewicz, S. & Levoy, M. (2001). Efficient variants of the icp algorithm. In *3DIM* (pp. 145–152).: IEEE Computer Society.

[Rusu et al., 2009a] Rusu, R. B., Blodow, N., & Beetz, M. (2009a). Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Kobe, Japan*, (pp. 3212–3217).

[Rusu et al., 2009b] Rusu, R. B., Holzbach, A., Blodow, N., & Beetz, M. (2009b). Fast geometric point labeling using conditional random fields. *Proceedings of the 22nd IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) St. Louis, MO, USA*, (pp. 7–12).

[Sanz-Cortiella et al., 2011] Sanz-Cortiella, R., Llorens-Calveras, J., Escolà, A., Arnó-Satorra, J., Ribes-Dasi, M., Masip-Vilalta, J., Camp, F., Gràcia-Aguilá, F., Solanelles-Batlle, F., Planas-DeMartí, S., Pallejà-Cabré, T., Palacin-Roca, J., Gregorio-Lopez, E., Del-Moral-Martínez, I., & Rosell-Polo, J. R. (2011). Innovative LIDAR 3D Dynamic Measurement System to Estimate Fruit-Tree Leaf Area. *Sensors*, 11(6), 5769–5791.

[Schoeler & Steinhage, 2015] Schoeler, F. & Steinhage, V. (2015). Automated 3d reconstruction of grape cluster architecture from sensor data for efficient phenotyping. *Computers and Electronics in Agriculture*, 114, 163 – 177.

[Schulz et al., 2013] Schulz, H., Postma, J. A., van Dusschoten, D., Scharr, H., & Behnke, S. (2013). Plant root system analysis from mri images. In G. Csurka, M. Kraus, R. Laramee, P. Richard, & J. Braz (Eds.), *Computer Vision, Imaging and Computer Graphics. Theory and Application*, volume 359 of *Communications in Computer and Information Science* (pp. 411–425). Springer Berlin Heidelberg.

[Shen et al., 2012] Shen, W., Deng, K., Bai, X., Leyvand, T., Guo, B., & Tu, Z. (2012). Exemplar-based human action pose correction and tagging. In *CVPR - IEEE Conference on Computer Vision and Pattern recognition* (pp. 1784–1791).: IEEE.

[Strothmann et al., 2014] Strothmann, W., Ruckelshausen, A., & Hertzberg, J. (2014). Multiwavelength laser line profile sensing for agricultural crop characterization. In *Proc. SPIE*, volume 9141 (pp. 91411K).

[United Nations & Social Affairs, 2013] United Nations, D. o. E. & Social Affairs, P. D., Eds. (2013). *World Population Prospects: The 2012 Revision, Highlights and Advance Tables. Working Paper No. ESA/P/WP.228.* United Nations.

[Vapnik, 1998] Vapnik, N. V. (1998). *Statistical learning theory.* New York: Wiley.

[Vos et al., 2010] Vos, J., Evers, J. B., Buck-Sorlin, G. H., Andrieu, B., Chelle, M., & de Visser, P. H. B. (2010). Functional-structural plant modelling: a new versatile tool in crop science. *Journal of experimental botany*, 61(8), 2101–15.

[Wagner et al., 2010] Wagner, B., Gärtner, H., Ingensand, H., & Santini, S. (2010). Incorporating 2D tree-ring data in 3D laser scans of coarse-root systems. *Plant and Soil*, 334(1-2), 175–187.

[Wagner B., Gaertner H., Ingensand H., 2010] Wagner B., Gaertner H., Ingensand H., S. S. (2010). Incorporating 2D tree-ring data in 3D laser scans of coarse-root systems. *Plant and Soil*, 370, 175–187.

[Wahabzada et al., 2012] Wahabzada, M., Kersting, K., Bauckhage, C., Roemer, C., Ballvora, A., Pinto, F., Rascher, U., Leon, J., & Pluemer, L. (2012). Latent dirichlet allocation uncovers spectral characteristics of drought stressed plants. In *Proceedings of the 28th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI 12).*

[Wahabzada et al., 2015a] Wahabzada, M., Mahlein, A.-K., Bauckhage, C., Steiner, U., Oerke, E.-C., & Kersting, K. (2015a). Metro maps of plant disease dynamics - automated mining of differences using hyperspectral images. *PLoS ONE*, 10(1), e0116902.

[Wahabzada et al., 2015b] Wahabzada, M., Paulus, S., Kerstin, C., & Mahlein, A.-K. (2015b). Automated interpretation of 3D laserscanned point clouds for plant organ segmentation. *BMC Bioinformatics*, 16, 248.

[Wahl et al., 2003] Wahl, E., Hillenbrand, U., & Hirzinger, G. (2003). Surflet-Pair-Relation Histograms: A Statistical 3D-Shape Representation for Rapid Classification. In *Proceedings of the Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 3DIM'03* (pp. 474–482).

[Walklate, 1989] Walklate, P. (1989). A laserscanning instrument for geometry measuring crop. *Science*, 46, 275–284.

[Walter, 2001] Walter, A. (2001). *Räumliche und zeitliche Wachstumsmuster in Wurzeln und Blättern dikotyler Pflanzen, Etablierung einer neuen Methode zur automatischen Durchführung von Wuchsanalysen auf Basis digitaler Bildsequenzverarbeitung.* PhD thesis, Ruprecht-Karls Universität Heidelberg.

[Walter et al., 2007] Walter, A., Scharr, H., Gilmer, F., Zierer, R., Nagel, K. A., Ernst, M., Wiese, A., Virnich, O., Christ, M. M., Uhlig, B., Jünger, S., & Schurr, U. (2007). Dynamics of seedling growth acclimation towards altered light conditions can be quantified via GROWSCREEN: a setup and procedure designed for rapid optical phenotyping of different plant species. *New Phytologist*, 1, 447–455.

[Walter & Schurr, 1999] Walter, A. & Schurr, U. (1999). The modular character of growth in Nicotiana tabacum plants under steady-state nutrition. *Journal of Experimental Botany*, 50(336), 1169–1177.

[Wei et al., 2012] Wei, G., Shalei, S., Bo, Z., Shuo, S., Faquan, L., & Xuewu, C. (2012). Multi-wavelength canopy lidar for remote sensing of vegetation: Design and system performance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 69, 1 – 9.

[Winkelbach et al., 2006] Winkelbach, S., Molkenstruck, S., & Wahl, F. M. (2006). Low-Cost Laser Range Scanner and Fast Surface Registration Approach. In *Pattern Recognition - Lecture Notes in Computer Science*, volume 4174 (pp. 718–728).