

SENSORBASIERTE 3D-MODELLIERUNG ZUR MORPHOLOGISCHEN PHÄNOTYPISIERUNG AM BEISPIEL VON MAIS

**Von der Naturwissenschaftlichen Fakultät der
Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover**

zur Erlangung des Grades

Doktor der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)

genehmigte Dissertation

von

Ralph Klose, M. Sc., Dipl.-Ing.(FH)

2021

Referent: Prof. Dr. rer. hort. habil. Thomas Rath

Korreferent: Prof. Dr. sc. agr. Hartmut Stützel

Korreferent: Prof. Dr. rer. nat. Arno Ruckelshausen

Tag der Promotion: 03.03.2021

Kurzfassung

Phänotypisierung ist eine Schlüsseltechnologie für das Feldversuchswesen in der Pflanzenzucht. Mit den gewonnenen Informationen über den Phänotyp der Pflanzen lassen sich neue Strategien für die Züchtung ableiten, um so die Qualität der Pflanzen und den Ertrag zu optimieren. Wichtige Bestandteile des Phänotyps sind hierbei die morphologischen Eigenschaften der Pflanze. Bislang werden die Analysen des morphologischen Phänotyps im Feldversuchswesen weitgehend mit manuellen Methoden durchgeführt, in denen Experten die Pflanzen stichprobenartig bewerten. Im Rahmen dieser Arbeit wurden zwei Methoden zur automatischen, morphologischen Phänotypisierung von Maispflanzen entwickelt, die eine objektive Beurteilung von Einzelpflanzen ermöglichen. Die Datenbasis für diese Methoden lieferten Time-of-Flight-Kameras, die zunächst auf ihre Tauglichkeit für die Phänotypisierung unter Feldbedingungen untersucht wurden. In der ersten Methode wurde ein Top-View-Ansatz verfolgt. Mit diesem wurde das Tiefenbild der Einzelpflanze mit Hilfe von Skelettierungsalgorithmen analysiert. Als Ergebnis konnten mit dieser Methode die Pflanzenhöhe und die Blattanzahl der Pflanze bestimmt werden. Im zweiten Ansatz wurden mindestens vier Kameras im Abstand von 90° um die Pflanze positioniert und mit Hilfe eines Multi-View-Konzeptes die entstandenen Punktwolken der Pflanze in ein dreidimensionales Pflanzenmodell überführt. Hierfür wurden 3D-Rekonstruktionsalgorithmen angewandt und die entstandene 3D-Punktwolke vernetzt. Im Anschluss wurde das Pflanzenmodell mit den in dieser Arbeit entwickelten Algorithmen geometrisch analysiert. Neben Pflanzenhöhe und Blattanzahl konnten mit dieser Methode auch Blattlänge und Blattfläche ermittelt werden. Im Vergleich zu den manuellen Methoden zur Phänotypisierung von Pflanzen bieten die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Methoden die Möglichkeit einer dynamischen, morphologischen Untersuchung von Maispflanzen unter Labor- und Gewächshausbedingungen im *BBCH Makrostadium 1* mit einer gemeinsamen Datenbasis.

Schlüsselwörter 3D, Time-of-Flight-Kamera, 3D-Rekonstruktion, automatische morphologische Phänotypisierung

Abstract

Phenotyping is a key technology used for field testing in plant breeding. With the information gained about the plants' phenotype, new strategies can be developed for breeding with the aim to improve plant quality and yields. Morphological characteristics such as plant height and number of leaves are the important elements which determine a plant's phenotype. To date the analysis of morphological phenotypes in field tests is still largely handled manually with experts evaluating plants on the base of random sampling. In this thesis, two methods were developed for the automated morphological phenotyping of maize plants which allow an objective assessment of single plants. The data used as a base for those methods was generated by Time-of-Flight cameras, which, in the first part of this thesis were evaluated with regards to their suitability for plant phenotyping under field conditions. The first method was based on a Top-View approach, using skeletonizing algorithms to analyze the depth images of an individual plant. As a result, the plant height and its number of leaves could be determined. The second approach was based on a Multi-View concept with a minimum of four cameras which were positioned around the plant with a 90° distance from each other. After the point cloud was derived from the plant, it was transferred into a three-dimensional plant model, then three-dimensional reconstruction algorithms were applied, and a mesh of the 3D point cloud was calculated. In the next step, the plant model was geometrically analyzed by the algorithms developed in this thesis. Besides the plant height, plant width and the number of leaves, this method allows to determine the leaf length, the leaf surface and the plant position. In contrast to manual plant phenotyping, the methods developed in the context of this thesis allow the dynamic morphological examination of complete maize plants with a growth stage of *BBCH* 1.

Keywords 3D, Time-of-Flight-Camera, 3D reconstruction, morphological plant phenotyping, plant model

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	i
Abstract	iii
Abbildungsverzeichnis	ix
Tabellenverzeichnis	xiii
Symbolverzeichnis	xv
Abkürzungsverzeichnis	xix
1 Einleitung	1
2 Stand der Technik	5
2.1 3D-Messtechnik	5
2.1.1 Passive Sensoren	6
2.1.2 Aktive Sensoren	7
2.2 Phänotypisierung	11
2.3 Manuelle Erfassung von Pflanzenparametern	12
2.3.1 Bonitur	12
2.3.2 BBCH-Skala	13
2.4 Automatisierte Erfassung von Pflanzenparametern	13
2.4.1 Indoor-Systeme für den Einsatz im Labor und Gewächshaus	15
2.4.2 Outdoor-Systeme für den Einsatz unter Feldbedingungen	15
2.4.3 3D-Messtechnik für die Phänotypisierung	16
2.4.3.1 3D-Scan der Pflanze	17
2.4.3.2 3D-Rekonstruktion der Einzelpflanze	17

2.4.3.3	3D-Rekonstruktion von Pflanzenreihen	19
3	Zielsetzung	23
4	Material & Methoden	27
4.1	Referenzobjekt	28
4.2	Definition der Zielgrößen	29
4.3	3D-Time-of-Flight-Kameras	31
4.4	Apparaturen	33
4.5	Erzeugung der Rohdaten	34
4.5.1	Tiefenbilder und Punktwolken	35
4.5.2	Kameraanordnung	37
4.5.3	Einzelkameralösung	37
4.5.4	Mehrkameralösung	38
4.6	Entwickelte Methoden zur automatisierten, morphologischen Phänotypisierung	40
4.6.1	Top-View-Methode	40
4.6.1.1	Bestimmung des Bodenlevels	41
4.6.1.2	Skelettierung des Tiefenbilds	44
4.6.1.3	Bestimmung der Pflanzeigenschaften	45
4.6.2	Multi-View-Methode	49
4.6.2.1	Berechnung des Pflanzenmodells	49
4.6.2.2	Vorverarbeitung der Messdaten	49
4.6.2.3	Rekonstruktion der Pflanze	53
4.6.2.4	Grobe Ausrichtung	54
4.6.2.5	Feine Ausrichtung mit <i>ICP</i>	57
4.6.2.6	Vernetzung der Punktwolke	60
4.6.2.7	Glätten des Netzes	63
4.6.2.8	Skelettierung des 3D-Modells	66
4.6.2.9	Bestimmung von charakteristischen Pflanzenpunkten	73
4.6.2.10	Blatterkennung	74
4.6.2.11	Bestimmung der Pflanzeigenschaften	77
4.7	Charakterisierung der Kamera	92
4.8	Validierung der entwickelten Methoden	98
4.8.1	Pflanzenmaterial	98
4.8.2	Top-View-Methode	99

4.8.3	Multi-View-Methode	100
4.8.3.1	Bestimmung der optimalen Multi-View-Konfiguration	101
4.8.3.2	Multi-View-Messungen mit echten Pflanzen	103
4.8.3.3	Kameraeinstellungen	105
5	Ergebnisse	107
5.1	Charakterisierung der Kamera	107
5.1.1	Farbabhängigkeit	107
5.1.2	Distanzauflösung	108
5.1.3	Fremdlicht	109
5.1.4	Einfluss von Feuchtigkeit	110
5.1.5	Bewegung	110
5.1.6	Winkelabhängigkeit	112
5.2	Pflanzenvermessung	112
5.2.1	Top-View	113
5.2.2	Multi-View	117
5.2.2.1	Phänotypisierung	122
6	Diskussion	131
6.1	Charakterisierung der Kamera	131
6.2	Top-View-Methode	136
6.3	Multi-View-Methode	137
6.4	Gegenüberstellung der Methoden	144
7	Schlussfolgerung	149
8	Ausblick	155
	Literaturverzeichnis	159

Abbildungsverzeichnis

2.1	Stereovision	6
2.2	Lichtschnittverfahren	8
2.3	FARO FocusS 350	9
2.4	<i>Kinect</i> ® Kamera V1	9
2.5	Funktionsprinzip von <i>ToF</i> -Kameras	10
2.6	<i>Kinect</i> ® Kamera V2	11
2.7	Auszug aus der <i>BBCH</i> -Skala	13
2.8	Beispiele für die automatisierte Erfassung von Pflanzenparametern	14
4.1	Lösungsansätze	28
4.2	CAD-Modell der Referenzpflanze	29
4.3	Definition der Zielgrößen	30
4.4	Definition des sichtbaren Blattbereichs	30
4.5	<i>ToF</i> -Kameras	32
4.6	Apparaturen	34
4.7	Lokales Koordinatensystem der Punktwolke einer <i>ToF</i> -Kamera	36
4.8	Top-View- und Multi-View-Anordnung	37
4.9	Beispielhafte Kameraausrichtung Multi-View	39
4.10	Distanzbild einer Maispflanze	40
4.11	Geglättete Verteilungsdichtefunktion der Distanzen	42
4.12	Korrigiertes Distanzbild	43
4.13	Binärbild	44
4.14	Skelett der Maispflanze	45
4.15	Blattmaxima innerhalb der Verteilungsdichtefunktion	46
4.16	Endpunkte der Struktur	47
4.17	Übersicht: Entwickelte Top-View-Methode	48

4.18 Punktwolke ohne Hintergrundpunkte	51
4.19 Gefilterte Rohdaten	52
4.20 Unzugeordnete Punktwolken von vier Kameras	54
4.21 Punktwolken aller Kameras nach der Koordinatentransformation in das globale Koordinatensystem	57
4.22 Rekonstruierte Kunstpflanze	59
4.23 Vernetzung der rekonstruierten Punktwolke der Kunstpflanze mit Delaunay	61
4.24 <i>Ball-Pivoting</i> -Algorithmus	62
4.25 Vernetzte Kunstpflanze	63
4.26 Ungewichtete Laplace-Glättung. Abbildung nach [Nea06]	65
4.27 Geglättetes Netz	65
4.28 Berechneter Volumenkörper der künstlichen Maispflanze	66
4.29 Gewichtetes Laplace-Glättung	67
4.30 Skelettierungsbeispiel	69
4.31 Skelett der Punktwolke	70
4.32 Übersicht: Von der Punktwolke zum Volumenkörper	72
4.33 Blattskelett	75
4.34 Methode zur Blatterkennung	77
4.35 Übersicht: Vom Pflanzenskelett zu den Blättern und dem Stängel	79
4.36 Methode zur Bestimmung der Pflanzen- und Blatthöhe	80
4.37 Detektierte Blätter der Kunstpflanze	81
4.38 Methode zur Bestimmung der Blattlänge	82
4.39 Bestimmung der Ebene im Knotenpunkt	83
4.40 Projektion der Blattabschnittspunkte auf die erzeugte Ebene	84
4.41 Bestimmung der Ausgleichsgerade durch die projizierten Punkte	84
4.42 Projektion der Punkte auf der Ebene auf die Ausgleichsgerade	85
4.43 Bestimmung einer Ebene als Hilfsmittel	86
4.44 Bestimmung der maximal vom Knotenpunkt entfernten auf die Gerade projizierten Punkte	86
4.45 Blattpunktwolke mit berechneten Ausgleichsgeraden und den maximal von den Knotenpunkten entfernten Punkten	87
4.46 Projizierte Punktwolken auf die Schnittebenen	87
4.47 Anwendung der Methode auf die Punktwolke	88
4.48 Vernetzung der berechneten Außenpunkte	89
4.49 Berechnete Blattflächen	90
4.50 Übersicht: Vom Pflanzenskelett zur morphologischen Pflanzeigenschaft	91

4.51	Messaufbau zur Untersuchung der Farbabhängigkeit und des Rauschens von <i>ToF</i> -Kameras	93
4.52	Messaufbau zur Untersuchung der Distanzauflösung von <i>ToF</i> -Kameras	94
4.53	Messaufbau zur Untersuchung zum Einfluss des Kippwinkels	95
4.54	Messaufbau zur Untersuchung zum Einfluss von Fremdlicht	96
4.55	Messaufbau zur Untersuchung des Feuchtigkeitseinflusses	97
4.56	Dynamische Messung	98
4.57	Automatische Top-View-Vermessung der Pflanzen	99
4.58	Manuelle Messung der Pflanzenhöhe	100
4.59	Erzeugung von virtuellen Kameras durch Drehung der Pflanze	101
4.60	Aufbau der künstlichen Maispflanze	102
4.61	Messaufbau zur Validierung der Multi-View-Methode	104
4.62	Manuelle Vermessung der Blattlänge und -fläche	105
5.1	Ergebnis zur Messung der Farbabhängigkeit	108
5.2	Ergebnis zur Messung der Distanzauflösung	109
5.3	Ergebnis zur Messung des Fremdlichteinflusses	110
5.4	Ergebnis zur Messung des Feuchtigkeitseinflusses	111
5.5	Ergebnis zur Messung des Bewegungseinflusses	111
5.6	Ergebnis zur Messung der Winkelabhängigkeit	112
5.7	Ergebnis der Höhenmessung mit der Top-View-Methode	113
5.8	Residuenanalyse Top-View-Höhenmessung	114
5.9	Ergebnis der Blatzzählung mit der Top-View-Methode	115
5.10	Ergebnis der Blatzzählung mit der Top-View-Methode (Skelett)	116
5.11	Ergebnis zur Bestimmung der optimalen Kameraanordnung und -anzahl über die berechnete Blattlänge	117
5.12	Ergebnis zur Bestimmung der optimalen Kameraanordnung und -anzahl über die berechnete Blattfläche	118
5.13	Einfluss des <i>Nearest-Neighbor</i> -Filters auf die Punktwolke	119
5.14	Auswahl der optimalen <i>Nearest-Neighbor</i> -Filtereinstellung	119
5.15	Wiederholungsmessungen mit der Multi-View-Methode	120
5.16	Abhängigkeit der Messergebnisse zu Rotationswinkel der Pflanze	121
5.17	Abhängigkeit der Messergebnisse von der Rekonstruktionsreihenfolge	122
5.18	Ergebnis der Höhenmessung mit der Multi-View-Methode	123
5.19	Residuenanalyse der Höhenmessung mit der Multi-View-Methode	124
5.20	Ergebnis der Blattanzahlbestimmung mit der Multi-View-Methode	124
5.21	Ergebnis der (sichtbaren) Blattlängenbestimmung mit der Multi-View-Methode	125

5.22 Ergebnis der (vollständigen) Blattlängenbestimmung mit der Multi-View-Methode	126
5.23 Residuenanalyse der (sichtbaren) Blattlängenmessung mit der Multi-View-Methode . . .	127
5.24 Ergebnis der Blattflächenbestimmung mit der Multi-View-Methode	128
5.25 Residuenanalyse der Blattflächenmessung mit der Multi-View-Methode	129
6.1 Problematische Skelettierung zwischen Blatt und Stängel	140

Tabellenverzeichnis

2.1	Stand der Technik	21
3.1	Zieldefintion	25
4.1	Verwendete <i>ToF</i> -Kameras	33
4.2	Untersuchungen zur Nutzbarkeit	92
5.1	Statistik zur linearen Regression der Pflanzenhöhenmessung mit der Top-View-Methode	114
5.2	Statistik zur linearen Regression der Pflanzenhöhenmessung mit der Multi-View-Methode	123
5.3	Statistik zur linearen Regression der Blattlängenmessung mit der Multi-View-Methode . .	127
5.4	Statistik zur linearen Regression der Blattflächenmessung mit der Multi-View-Methode .	128
6.1	Gegenüberstellung der Top-View-Methode und der Multi-View-Methode	145
7.1	Mit den entwickelten Methoden messbare Pflanzenparameter	150
7.2	Vergleich Zieldefiniton - erreichtes Ergebnis	153

Symbolverzeichnis

A_{Abtast}	Amplitude des abgetasteten Korrelationssignals einer ToF-Kamera.
$A_{Nachbarn, V, i}$	Aufgespannte Fläche der benachbarten Vertices des Vertex V_i .
$A_{Teilfläche}$	Teilfläche der Blattoberfläche.
$B_{m \times n}$	Matrix mit Binärwerten. Größe $m \times n$.
C_i	i -te Kamera der Multi-View-Anordnung.
c	Lichtgeschwindigkeit.
$c_{ToF}(\tau)$	Korrelationssignal aus dem ausgesandten und empfangenem Signal einer ToF-Kamera.
D_i	Alle in einem Distanzbild $D_{m \times n}$ auftretenden Distanzen.
δ	Laplace-Koordinate.
d_{ToF}	Gemessene Entfernung.
$D_{m \times n}$	Matrix mit Distanzwerten in kartesischen Koordinaten. Größe $m \times n$.
$D_{kart, m \times n}$	Matrix mit Distanzwerten in kartesischen Koordinaten. Größe $m \times n$.
$D_{pol, m \times n}$	Matrix mit Distanzwerten in Polarkoordinaten. Größe $m \times n$.
$d_{Nachbarn, i}$	Vektor zwischen einem Punkt und seinem i -ten benachbarten Punkt.
E_{Boden}	Bodenebene. Ist die Bezugsgröße für die Berechnung von Pflanzenparametern. Verläuft durch den Referenzpunkt P_{Ref} .

E_{Hilf}	Hilfsebene zur Berechnung der Blattlage.
$E_{Schnitt}$	Ebene, die in einem Blattknotenpunkt durch ein Blatt schneidet.
f_{mod}	Modulationsfrequenz einer ToF-Kamera.
$\tilde{f}_n(t)$	Verteilungsdichtefunktion.
$g_{ToF}(\tau)$	Reflektiertes Signal einer ToF-Kamera.
$g_{Blattausrichtung}$	Angenäherte Ausrichtung des Blattes.
$g_{Projektionsgerade,j}$	Projektionsgerade der Blattpunkte auf die Schnittebene.
$g_{Stängel}$	Ausgleichsgerade durch die Stängelpunkte.
h	Höhe eines Objektes.
h_{VD}	Klassenbreite der Verteilungsdichtefunktion.
i_{Blatt}	Nummer des Blattes.
$K_{V,i}$	Mit Vertex $K_{V,i}$ verbundene Kanten.
K_{VD}	Kern der Verteilungsdichtefunktion $\tilde{f}_n(t)$.
K_i	Lokales kartesisches Koordinatensystem der i-ten Kamera der Multi-View-Anordnung.
K_0	Globales kartesisches Koordinatensystem der Multi-View-Anordnung.
$\kappa_{V,i}$	Krümmung im Vertex V_i .
L	Laplace-Operator.
$M_{Endpunkte}$	Matrix der Endpunkte des Pflanzenskeletts.
$M_{Teilstücke}$	Matrix der Teilstücke, welche die Knotenpunkte $S_{Knotenpunkt,i}$ zu einem Pflanzenskeletts verbinden.
$M_{Punktwolke,Knotenpunkt}$	Matrix der Skelettknoten und der zugehörigen Punkte der Ursprungspunktwolke.
$n_{Teilflächen}$	Anzahl der Teilflächen $A_{Teilfläche}$, aus denen sich die Blattoberfläche zusammensetzt.

$n_{Blattknoten}$	Anzahl der Knotenpunkte im Blattskelett.
\vec{n}_{Boden}	Normalenvektor zur Bodenebene E_{Boden} .
n_{cam}	Anzahl der im System befindlichen Kameras.
$n_{Nachbarn}$	Anzahl der benachbarten Punkte.
$n_{V,i}$	Normalen-Vektor im Vertex V_i .
n_{VD}	Klassenanzahl der Verteilungsdichtefunktion.
N_{Wolke}	Anzahl der Punkte einer Punktwolke.
$P_{Durchstoss}$	Punkt, an dem die Schnittebene $E_{Schnitt}$ von der Blattausrich- tungsgeraden $g_{Blattausrichtung}$ durchstoßen wird.
$P_{Blattspitze}$	Endpunkt des Blattes.
$P_{Blattabschnitt}$	Zum Blattabschnitt gehöriger Punkt der Punktwolke.
$P_{Blattknoten}$	Knotenpunkt im Blattskelett. Der Blattknoten ist auch gleich- zeitig Teil der Menge der Pflanzenskelettknoten.
$P_{Ende,i}$	Endpunkte eines Skelettstranges.
$\varphi_{cam,n}$	Winkel zwischen den Kameras bei n Kameras im System.
φ_{cam}	Winkelposition der Kamera im System
$\phi_{Pflanze}$	Winkel der Pflanze im Bezug zur Bodenebene E_{Boden} .
ϕ_i	Rotationswinkel des i-ten Kamerakoordinatensystems um die x-Achse
φ_{shift}	Phasenverschiebung zwischen ausgesandtem und empfan- genem Signal einer ToF Kamera.
$P_{Kontakt}$	Der Punkt, an dem das Blatt den Stängel das erste Mal be- rührt.
P_{Max}	Der höchste Punkt des Pflanzenskeletts.
$P_{Nachbar,i}$	Benachbarter Punkt einer Punktwolke.
$P_{m \times n}$	Matrix mit Punkten einer Punktwolke, Größe m x n.
P_{Ref}	Referenzpunkt des Pflanzenskeletts. Auf diesen Punkt wer- den andere Größen wie z. B. die Pflanzenhöhe bezogen.
ψ_i	Rotationswinkel des i-ten Kamerakoordinatensystems um die y-Achse
${}^0\vec{p}_{0i}$	Translationsvektor um den das i-te lokale Kamera- Koordinatensystem vom globalen Koordinatensystem verschoben ist.
$P_{Blattursprung}$	Der Punkt, an dem das Blatt entsteht.

r_{Ball}	Ballradius für den <i>Ball-Pivoting</i> -Algorithmus.
r_{cam}	Abstand der Kameras einer Multi-View-Anordnung zur Mitte. Radius des Kamerakreises um den Mittelpunkt einer Multi-View-Anordnung.
$\vec{r}_{Blattausrichtung}$	Vektor der Blattausrichtung.
R	Rotationsmatrix.
${}_0R_i(\psi_i)$	Rotationsmatrix zur Drehung des i-ten Kamerakoordinatensystems um die y-Achse.
$\vec{r}_{Stängel}$	Richtungsvektor des Pflanzenstängels.
$s_{ToF}(\tau)$	Ausgesandtes Signal einer ToF-Kamera.
$S_{Knoten,i}$	Knotenpunkt des Pflanzenskeletts.
$S_{Ende,i}$	Endpunkt eines Pflanzenskelettstranges.
$S_{Teilstück,i}$	Teilstücke, welche die Knotenpunkte $S_{Knoten,i}$ eines Pflanzenskeletts verbinden.
θ_i	Rotationswinkel des i-ten Kamerakoordinatensystems um die z-Achse
v	Geschwindigkeit.
$V_{Nachbarn,j}$	Benachbarte Vertices eines i-ten Vertex V_i .
V_i	i-ter Vertex eines Netzes.
ω	Gewichtung für den Laplace-Operator.

Abkürzungsverzeichnis

BBCH Biologische Bundesanstalt für Land- und Forstwirtschaft, Bundessortenamt und chemische Industrie

CNN Convolutional Neural Network

DGPS Differential Global Positioning System

FSPM Functional Structural Plant Modeling

GIS Geographic Information System

ICP Iterative Closest Point

IIoT Industrial Internet of Things

IoT Internet of Things

LIDAR Laser Detection and Ranging

MSE Mean Square Error

NDVI Normalized Difference Vegetation Index

NRMSE Normalized Root Mean Square Error

PMD Photonic Mixer Device

RMSE Root Mean Square Error

RTK Real Time Kinematic

SER Standard Error of Regression

ToF Time of Flight

KAPITEL 1

Einleitung

Nahrungsmittel, Futtermittel und Energieträger - dies sind die drei wichtigsten Funktionen von Nutz- und Energiepflanzen. Neben der Verwendung als Nahrungsmittel [Shi11] gewinnt besonders die Nutzung von Pflanzen als Energieträger zur Stromerzeugung in Biogasanlagen und der Einsatz als Treibstoff eine zunehmende Bedeutung [Woo10], [Dem18]. Eines der bekanntesten Beispiele für eine solche Pflanze ist Mais. Die weltweite Masse an produziertem Mais lag zum Beispiel bei ca. 1,15 Milliarden t in 2018 [FAO18]. In 2010 wurden in den USA bereits 132 Mio. Tonnen Mais für die Erzeugung von Bio-Ethanol genutzt, was einem Anteil von 41,8 % der aus Mais erzeugten Biomasse in den USA entsprach [Klo13]. Auch hinsichtlich der CO₂-Bilanz hat die Verwendung von Biotreibstoffen aus Mais Vorteile gegenüber fossilen Brennstoffen [Fel13]. Die vermehrte Verwendung von Mais als Energieträger führt zwangsläufig zu einem Konflikt zwischen der Verwendung der vorhandenen Biomasse als Nahrung oder als Energieträger in Form von Bio-Ethanol [Pim09], [GR11], [Pop14]. Durch die stetig wachsende Weltbevölkerung steigt jedoch auch der Bedarf an eben diesen drei Faktoren; Nahrung, Futter und Energie und somit auch der Bedarf an Nutz- und Energiepflanzen. Dem entgegen steht der Klimawandel und die zur Verfügung stehenden Ackerflächen [Tho03]. Bis zum Jahre 2080-2100 wird mit einem Rückgang des Ertrages der Maisernte von 30 % in Afrika und bis zu 21 % in den Industriestaaten gerechnet [FAO09]. Bei einem angenommenen Anstieg der Bevölkerung auf 8,3 Milliarden bis 2030 [Bru09] und 9,7 Milliarden bis 2050 [Tab83], ist mit einem erhöhten Nahrungsbedarf von 2,0 % bis 2030 zu rechnen [Bru09]. Dieser entsteht nach [Fis09] nicht nur aus der steigenden Bevölkerungszahl, sondern auch aus den zu erwartenden Änderungen in den Essgewohnheiten.

Um dennoch den Anforderungen des steigenden Bedarfs gerecht zu werden, ist es notwendig die Bio-

masse auf den zur Verfügung stehenden Anbauflächen zu erhöhen. Die zwei hierfür vielversprechenden Werkzeuge sind zum einen die Optimierung der landwirtschaftlichen Prozesse durch zunehmende Automatisierung mit Hilfe von *Precision Farming* [vH09],[Sta13], und zum anderen die Züchtung von robusteren Nutz- und Energiepflanzen mit einer höheren Biomasse mit Hilfe von Pflanzenzuchtversuchen [Pel03]. Ziel dieser Züchtungen ist die Suche nach neuen Sorten, die eine große Biomasse erzeugen und gleichzeitig unempfindlich gegen Einflüsse von Außen, wie z. B. Schädlinge, Nährstoffschwankungen und Umweltbedingungen sind [Tho06].

Neben der eigentlichen Durchführung der Pflanzenzuchtversuche ist die Aufzeichnung und Analyse der erzielten Ergebnisse wichtig, um signifikante Veränderungen mit Hilfe von statistischen Auswertungen erkennen und bewerten zu können. Hierfür werden die Auswirkungen der Versuche auf den Phänotyp der Pflanze beurteilt [Tho06]. Aus diesen Bewertungen werden anschließend neue Handlungsanweisungen für die nächsten Versuche oder sogar für den Endanwender, den Landwirt, abgeleitet. Um an dieser Stelle zu verlässlichen Aussagen bezüglich der Versuchsergebnisse zu gelangen, ist eine ebenso verlässliche Datenbasis notwendig [Bun00].

Hierfür werden die Pflanzen in den Versuchsploots der Versuchsanlage stichprobenartig von Experten bewertet [Tho06] indem der Phänotyp der Pflanzen betrachtet wird. Dieser Prozess der Begutachtung der Pflanze nennt sich Phänotypisierung und kann sowohl den morphologischen als auch den physiologischen Phänotyp der Pflanze umfassen. Zu dem im Rahmen von Pflanzenzuchtversuchen untersuchten morphologischen Phänotyp gehören u. a. die Pflanzenhöhe und die Blattanzahl.

Aufgrund der aus dieser manuellen Methodik resultierenden Unsicherheiten in den Messergebnissen, z. B. durch die Vielzahl an unterschiedlichen Experten und der nicht vollständig objektiven Messung, wird seit einigen Jahren zunehmend an einer Automatisierung des Prozesses gearbeitet [Mon07]. Hierfür kommen sowohl bereits im Rahmen von *Precision Farming* entwickelte Methoden des Remote Sensings sowie neu entwickelte Methoden zum Einsatz [Bus10]. Ein Beispiel für eine solche neue Methode wurde im Rahmen des Forschungsprojektes *BreedVision* entwickelt. Mit Hilfe dieser Plattform war es erstmalig möglich, Triticale automatisiert zu vermessen [Bus13] und diese gewonnenen Ergebnisse im Anschluss auszuwerten und mit den durchgeführten Versuchen in Verbindung zu setzen [Bus13]. Diese neue Methode bietet im Vergleich zu den bisher manuell durchgeführten Phänotypisierungen eine objektive Datenbasis, welche nicht nur Stichproben, sondern den gesamten Plot in die Betrachtung einbezieht.

Ein weiterer Schritt in Richtung Automatisierung wurde im Rahmen des Forschungsprojekts *BoniRob* erreicht, in welchem ein autonomer Feldroboter für die automatisierte Einzelpflanzenbonitur entwickelt

wurde. Dieser Roboter ist in der Lage, eigenständig über Maisreihen zu navigieren und während der Fahrt Messdaten von den in der Reihe befindlichen Pflanzen aufzunehmen [Ruc09a]. Mit Hilfe dieser Daten ist es möglich, im Anschluss Einzelpflanzen zu detektieren und bei einer erneuten Fahrt über die Pflanzen wiederzufinden und deren Messdaten zugeordnet zu der Pflanzenposition in einem *GIS*-System zu hinterlegen. Durch die im Rahmen des Projektes entwickelten Algorithmen können die Höheninformationen der Pflanzen und damit der Wachstumsverlauf der Einzelpflanzen analysiert werden. Hierdurch ist eine automatisiert durchgeführte Erfassung der Pflanzenhöhe möglich.

An dieser Stelle knüpft die vorliegende Arbeit an, deren Ziel es ist, mit der Entwicklung einer neuen Methode zur automatischen, morphologischen Phänotypisierung von Einzelpflanzen die Automatisierung im Feldversuchswesen weiter voran zu treiben und eine objektive Datenbasis für die Forschung zu schaffen. Diese soll in der Lage sein, die dreidimensionale Struktur der Pflanze mit geeigneter 3D-Sensorik aufzunehmen und diese zu analysieren.

KAPITEL 2

Stand der Technik

In diesem Kapitel wird der Stand der Technik der für diese Arbeit relevanten Themengebiete dargestellt. Im Zentrum dieser Literaturrecherche stehen die aus der Einleitung und dem Arbeitstitel abgeleiteten Kerngebiete **Phänotypisierung** und **dreidimensionale Vermessungstechnik**. Diese umfassen die momentan verfügbaren und angewandten Methoden zur manuellen und automatisierten Pflanzenvermessung des morphologischen Phänotyps von Mais sowie die momentan verfügbaren Technologien zur dreidimensionalen Objektvermessung, -rekonstruktion und -modellierung.

2.1 3D-Messtechnik

Bisher ist keine Technologie verfügbar, die es möglich macht, mit Hilfe eines Sensors ohne mehrfache Datenaufnahme direkt ein 3D-Bild bzw. ein 3D-Modell aus einem Messobjekt zu erzeugen. Alle verfügbaren Technologien erzeugen bei einer Aufnahme lediglich ein so genanntes 2,5D - oder Tiefenbild [Hei09]. Vergleichbar ist so ein Ergebnisbild einer Aufnahme mit einer Höhenlandkarte. Man ist in der Lage, die Höhe einer Struktur zu erfassen, was dem Abstand des Punktes zu dem Sensor entspricht. Man ist jedoch nicht in der Lage, mit Hilfe dieser Bilder zu beurteilen, wie sich die Körperstruktur nach der dem Sensor zugewandten Oberfläche in der Tiefe fortsetzt. Es ist also nicht möglich, zur gleichen Zeit Vorder- und Rückseite mit nur einem Sensor zu erfassen. Daher gliedern sich die 3D-Messtechnik zum einen in die eigentliche 3D-Sensorik, welche dazu benötigt wird die Tiefenbilder zu erzeugen, und zum anderen in die Rekonstruktion bzw. in die Art und Weise, wie aus den Tiefenbildern ein 3D-Modell

generiert wird.

Der Bereich der 3D-Sensorik gliedert sich in passive und aktive Sensoren [Hei09]. Bei den aktiven Sensoren ist jeweils eine aktive Belichtungsquelle oder die Projektion eines Musters für die Erzeugung der Tiefendaten notwendig. Die passiven Sensoren erzeugen die Tiefendaten hingegen aus mehreren RGB- oder Graubildern.

2.1.1 Passive Sensoren

Zu den wichtigsten passiven 3D-Verfahren gehört die Stereoskopie. Bei diesem Verfahren werden zwei Kameras auf einer Achse (Baseline) nebeneinander positioniert (vgl. Abbildung 2.1). Zusätzlich werden die Kameras in ihrer Blickrichtung leicht, um den gleichen Winkel, einander zugewandt [Sch05]. Hieraus entstehen nun zwei Bilder mit einem leicht unterschiedlichen Blickwinkel, wodurch Objekte, die sich nah an den Kameras befinden, stark versetzt und weit entfernte Objekte schwach versetzt dargestellt werden. Durch das Auffinden von korrespondierenden Punkten in beiden Bildern kann über den seitlichen Versatz der Pixelpositionen mit Kenntnis des Drehwinkels der Kameras und der Brennweite der verwendeten Optik auf die Distanz des Punktes zu der Kameraanordnung geschlossen werden. Dies wird solange für alle im Bild detektierbaren, korrespondierenden Punkte wiederholt, bis eine Punktwolke aus Tiefenpunkten entsteht. Zwischen diesen Tiefenpunkten wird häufig interpoliert, um eine Fläche und somit ein geschlossenes Tiefenbild zu erzeugen.

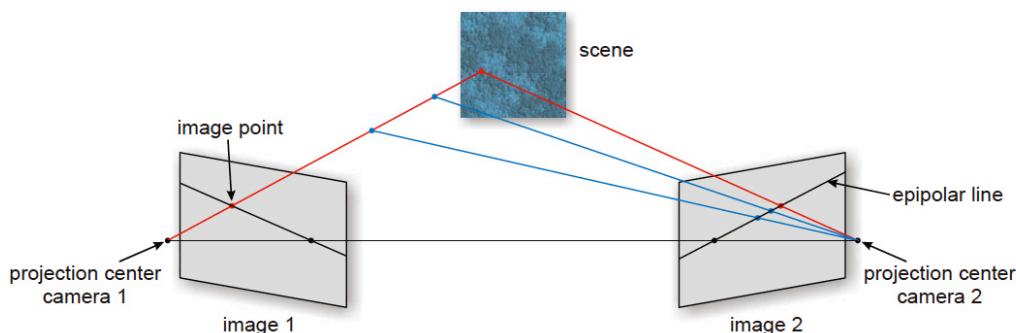


Abbildung 2.1: Stereovision [Hei09]

Für die automatische Detektion ist es notwendig, dass Algorithmen in der Lage sind, korrespondierende Punkte eigenständig zu erkennen. Hierfür ist es wichtig, dass das aufgenommene Objekt über

eine gut erkennbare Textur mit steilen Graustufengradienten verfügt [Hus08]. Dieser Aspekt stellt auch gleichzeitig ein großes Problem dieser Technologie dar, weil dies unter realen Bedingungen nicht immer zutrifft: schließlich ist es nicht immer möglich, für jedes verfügbare Pixel der Kamera einen entsprechenden Tiefenwert ohne Interpolation zu bekommen. Somit findet in diesen Bereichen auch keine Erfassung der tatsächlichen Flächen statt. Dennoch liegt die Zahl der durch tatsächlich korrespondierende Punkte berechneten Tiefenwerte durch die Nutzbarkeit von hochauflösenden Kameras über der von anderen Technologien [VA16]. Dadurch, dass sich die Sensoranordnung einfach nachbilden lässt und mit Hilfe von Stereoskopie bereits seit vielen Jahren Tiefenbilder erzeugt werden [Sto10], ist diese Technologie weit verbreitet, auch im Bereich *Precision Farming* [Hon09].

2.1.2 Aktive Sensoren

Wie bereits erwähnt, unterscheidet die aktiven Sensoren von den passiven Sensoren die notwendige aktive Lichtquelle. Im einfachsten Falle handelt es sich hierbei um einen Distanzsensor, welcher mit Hilfe des Laufzeitverfahrens oder mit Triangulation [Hei09] eine dreidimensionale Struktur Punkt für Punkt abtastet. Hierfür ist es jedoch notwendig, das Messobjekt oder den Sensor in Matrixform zueinander zu bewegen. Dieses Verfahren ist sehr zeitaufwendig und wird daher kaum angewandt.

Ein in der Automatisierungstechnik weit verbreitetes Verfahren wird als Lichtschnitt bezeichnet. Hierbei wird eine Laserlinie auf ein Messobjekt projiziert und der daraus resultierende Verlauf mit Hilfe einer hochauflösenden Kamera, welche in Blickrichtung um einen festen Winkel gegenüber dem Strahlengang des Lasers verdreht ist, aufgenommen. Anschließend wird die verzerrte Linie innerhalb des Bildes detektiert und die Abweichung jedes Pixels zu der Nullposition der Linie berechnet. Über den bekannten Winkel zwischen Laser und Kamera und dem berechneten Pixelversatz der Linie auf dem Objekt im Vergleich zu der Linie ohne Objekt, kann für eine Zeile, die der Laserlinie im Nullzustand entspricht, die Höhenstruktur berechnet werden [Hei09]. Ein solches Ergebnis und die Anordnung ist in Abbildung 2.2 sichtbar.

Um ein vollständiges Bild mit dem Messprinzip zu erzeugen, ist es notwendig, das Messobjekt im Blickfeld zu bewegen, und diese Bewegung aufzunehmen. Werden mehrere Laserlinien unterschiedlicher Wellenlängen in einem Sensor vereint, so spricht man von einem *MWLP*-Sensor (Multi Wavelength Line Profiling) [Str17]. Diese Anordnung bietet nicht nur die Möglichkeit einer 3D-Aufnahme, sondern ermöglicht eine gleichzeitige spektrale Analyse der Szenerie, in Abhängigkeit der gewählten Wellenlängen. [Str17] nutzt in seiner Arbeit diese Möglichkeiten zur Klassifizierung von Nutzpflanze und Bei-

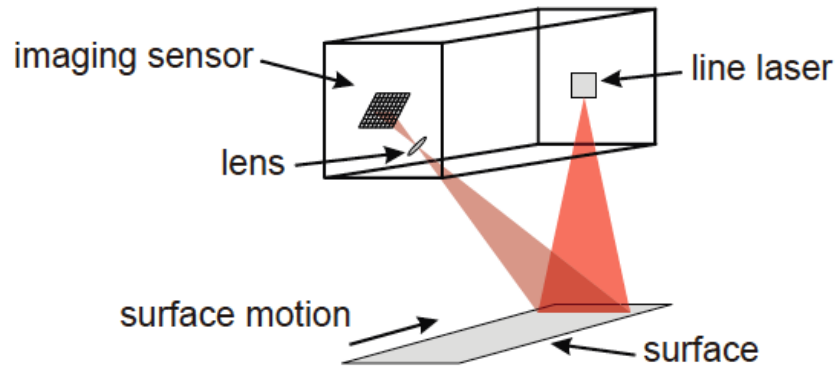


Abbildung 2.2: Lichtschnittverfahren [Hei09]

kräutern unter Feldbedingungen.

Ebenso wie eine Lichtschnittanordnung kann für die Erzeugung solcher aus mehreren Tiefschnitten zusammengesetzten Tiefenbilder ein Laserscanner [Buc10], [Rei17] genutzt werden. Diese Systeme werden auch mit dem Begriff *LIDAR* bezeichnet, was für *Light Detection and Ranging* [Rin63] steht. Seit ein paar Jahren stehen auch 3D-Laserscanner zur Verfügung. Diese scannen die Szenerie nicht nur als 2D-Fächer in einer Richtung, sondern in zwei Richtungen und generieren so ein Tiefenbild. Hierdurch entfällt die zuvor notwendige Bewegung zur Erzeugung von 3D-Daten. Ein Beispiel für einen 3D-Scanner ist die *FARO FocusS 350* [FAR] der Firma *FARO* (vgl. Abbildung 2.3). In [Wan18a] wurde diese Technologie bereits für die Erfassung von Pflanzenmerkmalen eingesetzt.

Ein weiteres Messprinzip nutzt die Projektion von bekannten Strukturen auf das zu vermessende Objekt. Hierbei unterscheidet man zwischen einer gleichmäßigen statischen Struktur [Buc10] oder chaotischen, zufälligen und sich permanent ändernden Punktstrukturen wie bei der Microsoft *Kinect*®-Kamera V1 [Mic14] in [Bor12]. In beiden Fällen können RGB-Kameras zur gleichzeitigen Detektion der Struktur oder des Musters, und der Aufnahme des Farbbilds des Objektes genutzt werden. Die Projektion geschieht hierbei z. B. über einen IR-Laser [Bor12], [Smi11]. Beide Verfahren setzen voraus, dass die in beiden Fällen bekannte Struktur (auch wenn sie zufällig erzeugt wird) durch das Objekt verzerrt wird. Durch den bekannten Öffnungswinkel der Projektion kann über die Position eines projizierten Punktes auf seinen Abstand geschlossen werden.

Die Analyse der Daten geschieht bei beiden Varianten auf unterschiedliche Weise. Bei den gleich-



Abbildung 2.3: FARO FocusS 350 / 350 Plus [FAR]

mäßigen Strukturen, z. B. einem Streifenmuster, geschieht die Auswertung entsprechend der bei dem Lichtschnittverfahren. Im Falle einer Schachbrettprojektion werden die Kantenpunkte erfasst und die Verzerrung des Musters benutzt. Die Verschiebung der Punkte ist nun, durch Kenntnis des unverzerrten Musters und des Öffnungswinkels, ein Maß für die Entfernung in diesen Punkten. Im Falle der zufälligen Punktprojektion wird ähnlich verfahren. Hier entsprechen die Punkte einem bereits verzerrten Muster, welches durch eine zusätzliche Verzerrung ein Maß für die Entfernung ergibt [Bor12]. Durch die kontinuierliche chaotische Änderung dieses Musters werden nach und nach unterschiedliche Punkte des Objektes vermessen und somit eine größere Punktmenge generiert, als bei den statischen Verfahren.



Abbildung 2.4: Kinect© -Kamera V1 [Mic14]

Ein weiteres Verfahren nutzt so genannte 3D-Laserscanner zur Erzeugung von Tiefendaten [Wei10]. Hierfür wird ein Laserstrahl mit Hilfe eines Spiegels abgelenkt. Die Messung geschieht über das Laufzeitverfahren.

Eine weitere Technologie nennt sich Time-of-Flight-Kamera. Diese Kamera besitzt ihre eigene Lichtquelle, mit welcher sie modulierte Licht auf die 3D-Szenerie pulst [Kol08]. Dieses Licht empfangen die speziell für diese Anwendung entwickelten Kamerachips und berechnen die Phasenlaufzeit des Signals. Diese wiederum ist ein Maß für die Distanz, die das Licht zwischen der Kamera und dem Objekt zurückgelegt hat [Kol08].

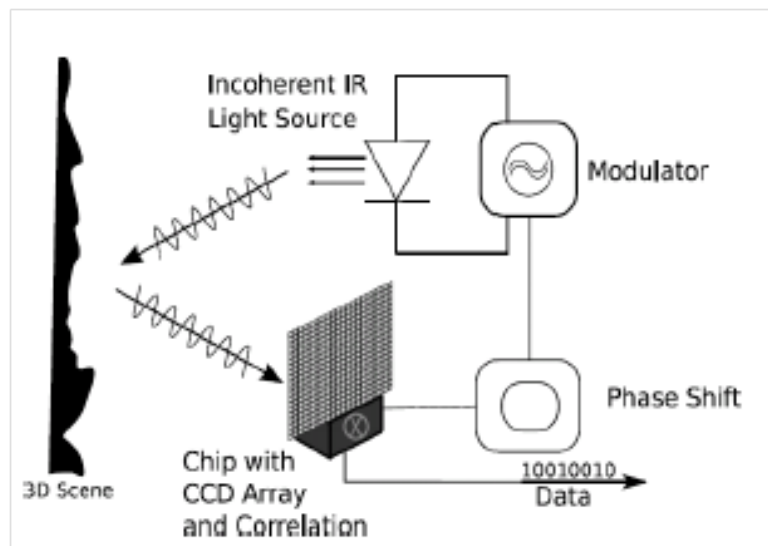


Abbildung 2.5: Funktionsprinzip von ToF-Kameras [Kol08]

Durch dieses Prinzip und die direkte Verarbeitung der Signale in den Pixeln kann dieser Kamerateyp die Entfernung für jeden gemessenen Bildpunkt ohne weitere Berechnungen in Echtzeit bestimmen [Kol08]. Da es sich hierbei um eine noch relativ junge Technik handelt, sind bisher nur wenige Kameras von diesem Typ mit einer geringen Auflösung im Vergleich zu den für z. B. Stereoimaging nutzbaren RGB-Kameras verfügbar. Ein Vorteil dieser Kameras liegt in ihrer Fähigkeit auch Flächen nahezu unabhängig von deren Textur vermessen zu können. Dieses Verfahren wird auch bei der *Kinect*® V2 von *Microsoft*® [Mic16] genutzt. Im Gegensatz zu ihrem Vorgängermodell wird hier eine Kombination aus einer RGB-Kamera und einer Time-of-Flight Kamera eingesetzt.



Abbildung 2.6: *Kinect*® Kamera V2 [Mic16]

2.2 Phänotypisierung

Wie bereits in der Einleitung erwähnt, handelt es sich bei der Phänotypisierung um eines der wichtigsten Werkzeuge zur Beurteilung und Bewertung von Pflanzen. Ziele sind [Tho06]:

- *Forschung und Neuentwicklung von Zuchtmaterial, Pflanzenschutzmitteln und anderen Agrochemikalien und Verfahrensentwicklungen,*
- *Prüfungen zum Zwecke der staatlichen Zulassung von Sorten und Pflanzenschutzmitteln,*
- *Gewinnung von Parametern des Pflanzenproduktionsprozesses als Grundlage für theoretische Modellierungen solcher Prozesse,*
- *Untersuchungen zur standortgerechten Verfahrensgestaltung, zur Überführung von wissenschaftlichen Ergebnissen in die Praxis als Grundlage für die Beratung (z. B. Landessortenversuche, Versuchsringe) und*
- *Demonstration neu entwickelter Technologien, Sorten, Agrochemikalien*

Der Phänotyp beschreibt den physiologischen Zustand und den morphologischen Aufbau der Pflanze [Fog95]. Dieser entspricht ihrem äußeren Erscheinungsbild. Der Genotyp hingegen beschreibt den

genetischen Aufbau der Pflanze. Über ihre Gene sind Genotyp und Phänotyp jedoch eng miteinander verbunden, da die Gene das äußere Erscheinungsbild mit beeinflussen. Ein Organismus kann somit als ein Zusammenschluss aus seinem Genotyp und Phänotyp gesehen werden [Fog95]. Im Rahmen dieser Arbeit wird sich auf die Betrachtung des geometrischen Aufbaus der Pflanze beschränkt. Dieser entspricht dem morphologischen Aufbau und beinhaltet alle von außen sichtbaren Formeigenschaften, jedoch nicht ihre farbliche Struktur. Die Beschreibung der Morphologie der Pflanze bezeichnet man als Phänotypisierung. Zu den durch die Phänotypisierung zu bestimmenden morphologischen Eigenschaften der Pflanze gehören u. a. ihre Höhe, die Blattanzahl sowie deren Länge und Fläche. Ein wichtiges Werkzeug für die Analyse der Pflanzenarchitektur und damit auch des morphologischen Aufbaus in Verbindung mit den äußeren Einflüssen stellt das *FSPM* (Functional Structural Plant Modeling) dar [Stü16], das die Entwicklung von objektorientierten Modellen der Pflanze zum Ziel hat und so auch Anhaltspunkte für die Entwicklung neuer Sorten liefern kann (vgl. [Guo18]).

2.3 Manuelle Erfassung von Pflanzenparametern

Bis vor Kurzem wurden die Begutachtungen der Pflanzen hauptsächlich manuell durch Experten durchgeführt [Tho06]. Diese Phänotypisierung des Pflanzenmaterials im allgemeinen wird als Bonitur bezeichnet.

2.3.1 Bonitur

Bei einer Bonitur werden stichprobenartig wenige Pflanzen aus den jeweiligen Testplots ausgewählt, vermessen und qualitativ nach einheitlichen Vorgaben beurteilt. "Die [...] einheitlichen Erfassungsmethoden und Verschlüsselungen bilden die Grundlage für die bundesweite Verrechnung und überregionale Auswertung von Versuchsergebnissen"[Bun00]. Hierfür gehen Experten durch die Feldplots und wählen ihrer Meinung nach für den Plot repräsentative Pflanzen für die Begutachtung aus. Im Regelfall werden die Pflanzenmerkmale durch zählen oder wiegen erfasst. Dies ist jedoch nicht für die Erfassung der morphologischen Merkmale geeignet, da hier für die Vermessung ein erheblicher Aufwand notwendig wäre. Daher werden die morphologischen Merkmale der Pflanze in diesem Fall subjektiv mit Hilfe einer Boniturskala beurteilt [Tho06]. Hierdurch unterliegt die Bonitur jedoch personalabhängigen Schwankungen und verfälscht das Messergebnis.

2.3.2 BBCH-Skala

Eine wichtige Boniturskala für die Beurteilung der Ausprägung von morphologischen Pflanzeigenschaften ist die zu den Vorgaben des Bundessortenamtes gehörende *BBCH*-Skala [Hes97]. Ein Auszug aus der Skala ist in Abbildung 2.7 zu sehen.

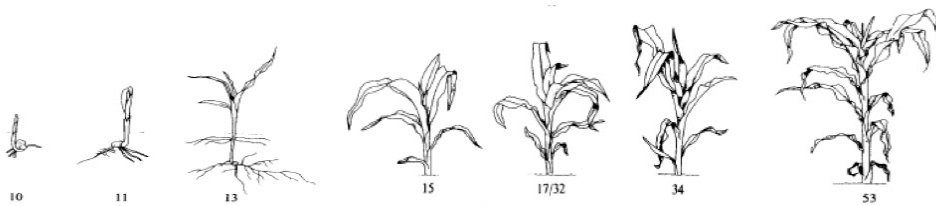


Abbildung 2.7: Auszug aus der *BBCH*-Skala [Hes97]

Mit Hilfe dieser Skala sind die bonitierenden Experten schnell in der Lage, die morphologischen Eigenschaften der Pflanze zu beurteilen. Hierfür wählen sie das geeignete Wachstumsstadium aus, welches ihrer Meinung nach mit dem momentanen Stadium der Pflanze übereinstimmt. Hierüber wiederum können nun Rückschlüsse auf die vorhandene Blattanzahl sowie z. B. bei Mais auf den Kolben gezogen werden.

2.4 Automatisierte Erfassung von Pflanzenparametern

In den letzten Jahren hat sich besonders die automatisierte Erfassung von physiologischen Pflanzenmerkmalen stark weiterentwickelt. Das Schlagwort in diesem Bereich heißt *Remote Sensing* [Cha07]. Hierzu gehören z. B. Sensoren zur Messung des Stickstoffgehalts der Pflanze [Mon07], [Mis08]. Im Bereich der morphologischen Merkmalerfassung beschränken sich die elektronischen Hilfsmittel auf einige wenige. [Fio13] beschreibt die manuelle Phänotypisierung als das *Phenotyping Bottleneck* der Pflanzenzüchtung, da diese Methoden zeitaufwändig und fehleranfällig sind und nur Stichproben als Datenbasis für Analysen bereitstellen. Vielfach wird in der Literatur eine automatisierte Erfassung des Phänotyps als Lösung des Bottleneck-Problems gesehen [Cob13], [Har11]. Ziel ist das so genannte *High-Throughput-Phenotyping* [Ara14]. Eine der großen Herausforderungen stellt hierbei die Bildverarbeitung in der Phänotypisierung und die damit verbundene Analyse des Phänotyps der Pflanze dar [Min15]. Eine alternative Möglichkeit zur automatisierten Erfassung des Phänotyps stellt die 3D-Messtechnik dar. [Kja15], [Li14].

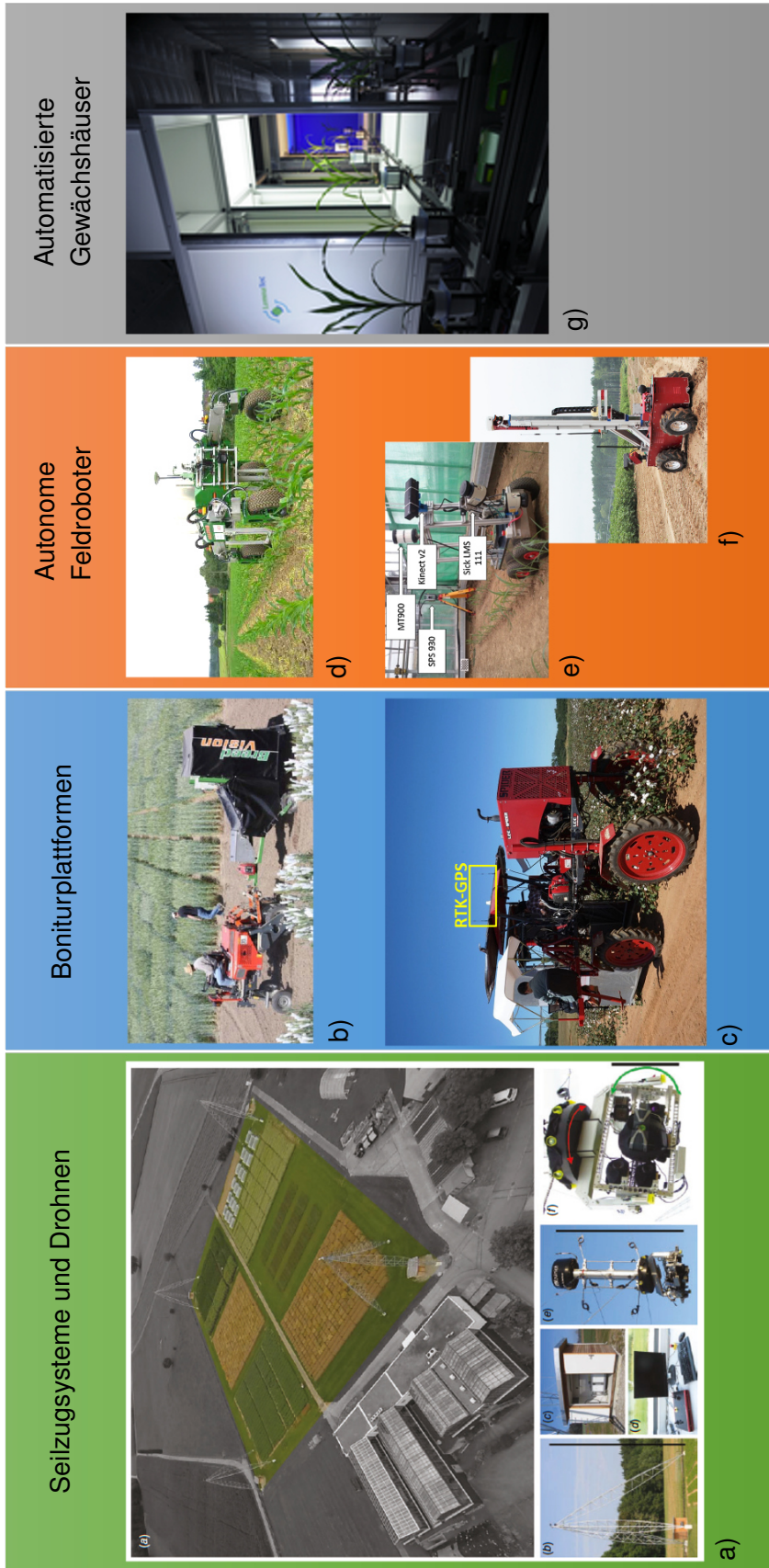


Abbildung 2.8: Beispiele für die automatisierte Erfassung von Pflanzenparametern. Technische Umsetzung - Zielpflanze: a) Phänotypisierungsplattform *FIP* - Mais, Soja, Winterweizen [Kir17], b) Phänotypisierungsplattform *Breed/Vision* - Triticale [Bus13], c) Phänotypisierungsplattform - Baumwolle [Sun18a], d) Autonomer Feldroboter *BoniRob* - Mais [Ruc09a], e) Autonomer Feldroboter - Mais [Rei18], f) Autonomer Feldroboter *Robotanist* - Sorghum [MS17], g) *LemnaTec* Messkammer - diverse Pflanzen [Lem15]

Ein weiterer Trend ist die Einbindung von Agrarsensorik als *Internet of Things (IoT)*-System [Ant20]. Die Daten vom Feld werden hierfür in die Cloud weitergeleitet, um sie im Anschluß weiter verarbeiten oder auf dem Smartphone visualisieren zu können. Ein Beispiel hierfür liefert [Ara18], wo der Weg der Daten von der Phänotypisierungssensorik bis auf das Smartphone beschrieben wird.

2.4.1 Indoor-Systeme für den Einsatz im Labor und Gewächshaus

Im Labor- und Gewächshausbereich ist in diesem Zusammenhang die Firma *LemnaTec* [Lem15] mit ihren Entwicklungen zur automatisierten Phänotypisierung von Pflanzen zu nennen. Mit ihrem System ist sie in der Lage, bei einzelnen Pflanzen eine morphologische Analyse durchzuführen [Lem15], [Har11]. Hierfür werden die Pflanzen einzeln nacheinander über ein Fließbandsystem einer Messkammer zugeführt (vgl. Abbildung 2.8 g), in welcher die Pflanze, während sie z. B. um die eigene Achse rotiert, von einer seitlichen und einer oberhalb der Pflanze angebrachten Kamera aufgenommen wird. Aus diesen Daten werden dann Splines in die Blätter gefittet, über welche Rückschlüsse auf die Blattlänge und -stellung gezogen werden können.

2.4.2 Outdoor-Systeme für den Einsatz unter Feldbedingungen

Für den Einsatz unter Feldbedingungen existieren verschiedene Phänotypisierungsplattformen für die Erfassung von morphologischen Merkmalen (vgl. Abbildung 2.8 b). Eine davon ist die Plattform *Breed-Vision* [Bus10] für die automatisierte Phänotypisierung von Triticale. Bei diesem System handelt es sich um ein Modul, das mit komplexer Sensortechnik ausgestattet ist. Dieses kann hinter einen Schlepper gehangen und so über die Feldplots geführt werden. Ausgestattet ist dieses System mit 3D-Time-of-Flight-Kameras, Lichtgittern, Spectral Imaging und Distanzsensoren. Mit Hilfe von *Sensor-Fusion*-Algorithmen ist man in der Lage, aus den gesammelten Informationen die Biomasse innerhalb des gemessenen Plots zu berechnen [Bus13].

Eine weitere Phänotypisierungsplattform ist der *BoniRob* [Ruc09a]. Im Gegensatz zum *BreedVision*-System handelt es sich hierbei um einen autonomen Feldroboter, der in der Lage ist, eigenständig durch Mais Feldplots zu navigieren (vgl. Abbildung 2.8 d). Die Zielanwendung des *BoniRob*s liegt in der Einzelpflanzenbonitur von Mais. Durch die Verwendung von Lichtgittern, Distanzsensoren, Spectral Imaging [Thi18] und 3D-*ToF*-Kameras (Time-of-Flight) in Verbindung mit einem hochgenauen *RTK*-

DGPS-System kann dieses System einzelne Pflanzen in der Reihe erkennen, diese wiederfinden und erneut vermessen.

Bei beiden Systemen wurden die morphologischen Eigenschaften der Pflanzen mit Hilfe der von den verbauten Lichtgittern erzeugten Daten berechnet. Bei diesen Daten handelt es sich um eine seitliche Projektion der Pflanzenfläche durch Unterbrechung der im gleichmäßigen Abstand in einer Reihe angeordneten Lichtschranken [Rah10]. Durch die Kenntnis des Abstandes zwischen den Lichtschranken enthalten die erzeugten Binärbilder bereits eine absolute Größeninformation.

Die gewonnenen Daten eigneten sich, um hieraus eine mittlere Durchschnittshöhe der Pflanzen innerhalb eines Plots zu bestimmen [Bus10]. Im Falle des Roboters *BoniRob* wurden ebenfalls die Lichtgitter zur Bestimmung der Pflanzenhöhe genutzt. Durch zusätzliche Verwendung von Skelettierungsalgorithmen konnte aus diesen Daten die Pflanzenposition bestimmt werden.

Eine weitere Phänotypisierungsplattform wird in [AS14] dargestellt. Diese erfasst die Höhe der Pflanze, Temperatur und den *NDVI* (Normalized Difference Vegetation Index [Rou73]) von Baumwollpflanzen während der Überfahrt des Feldes. Die von [MS17] präsentierte Roboter-Phänotypisierungs-Plattform verfügt über eine Vielzahl an Sensoren, unter anderem einem *2D-LIDAR*-Scanner, eine *ToF*-Kamera und mehreren RGB-Kameras. Diese soll zukünftig eine automatisierte Phänotypisierung von Sorghum durchführen.

Neben diesen beiden Systemen existieren unterschiedlichste Systeme, welche zwar die Form der Pflanzen analysieren, diese Informationen aber nicht zur Bestimmung der morphologischen Merkmale nutzen. Zu ihnen gehört z. B. ein System zur Unterscheidung von Beikräutern und Nutzpflanzen [vH09].

2.4.3 3D-Messtechnik für die Phänotypisierung

In den letzten Jahren ist die 3D-Messtechnik mehr und mehr in den Fokus für die Analyse des Phänotyps von Pflanzen geraten. Bereits mehrere Arbeiten haben sich daher mit der Bewertung der Nutzbarkeit von 3D-Sensorik für die Phänotypisierung auseinandergesetzt. Im Rahmen dieser Studien wurden z. B. die *Kinect*®-Kamera [Pau14] und der David-Scanner (Laser-Scanner - *LIDAR*) [Pau14] eingesetzt. Erstmals wurde eine Time-of-Flight-Kamera vom Autor dieser Arbeit in [Klo11] als nutzbare Technologien für die Erzeugung einer Datenbasis für die Phänotypisierung bewertet. [VA16] sowie [Qiu18]

geben einen Überblick über verfügbare 3D-Sensorik und ihre jeweiligen Vor- und Nachteile für den Einsatz im Agrarbereich, sowie einen Überblick über bisherige Einsatzbereiche in der automatischen Phänotypisierung. Grundsätzlich ist hier die gewählte Anordnung der Sensorik in scannende Einzelsensorsysteme und Multi-View zu unterteilen.

2.4.3.1 3D-Scan der Pflanze

Bei den scannenden Verfahren wird aus mehreren 2D-Tiefenaufnahmen (vgl. Abschnitt 2.1.2), die 3D-Punktwolke durch eine zusätzliche Bewegung erzeugt und diese zu einem Tiefenbild umgewandelt. In der Literatur wird diese Art von System häufig für die 3D-Erfassung von Pflanzenreihen genutzt. Ein Beispiel hierfür ist [Gar15]. Hier wurden Punktwolken verschiedener Laserscanner vereint, um somit ein dreidimensionales Modell von Maispflanzen zu erzeugen und diese zur weiteren Verarbeitung zu georeferenzieren. Ein weiterer Ansatz wird in [Rei18] beschrieben. Hier wurden mit kontinuierlichen 2D-*LIDAR*-Scans Maisreihen im Gewächshaus während der Durchfahrt der Reihe mit einer Robotorplattform erfasst. Die Kombination der Punktwolken ermöglichte die Clusterung der Maispflanzen und die anschließende Bestimmung der Stängelposition und der Pflanzenhöhe. Ebenfalls war es [Sun18b] möglich mit Hilfe eines scannenden *LIDAR*-Systems die maximale Pflanzenhöhe von Pflanzen innerhalb einer Reihe und deren Volumen zu bestimmen.

2.4.3.2 3D-Rekonstruktion der Einzelpflanze

Für eine Rekonstruktion der Pflanze ist es notwendig, die Pflanze aus mehreren Blickrichtungen zu betrachten, um z. B. die nicht sichtbaren Bereiche hinter der Pflanze erfassen zu können [Wan18a]. Dies wird häufig als Multi-View bezeichnet [You08], [Mak06]. Ziel ist ein Informationsgewinn durch die Verbindung der Tiefenbilder zu einer gemeinsamen Punktwolke. Hierfür kommen grundsätzlich sowohl RGB-Kameras, Stereo-Kameras, 3D-*LIDAR*-Scanner als auch Time-of-Flight-Kameras zum Einsatz. Erstmals wurde die Verwendung einer Time-of-Flight-Kamera für die Multi-View basierte automatisierte Phänotypisierung vom Autor dieser Arbeit in [Klo11] vorgeschlagen.

Eine der ersten 3D-Rekonstruktionen einer Maispflanze wurde mit einem Stereo-System durchgeführt [Iva95]. Ebenfalls mit Stereo Kameras war es [He17] möglich, Erdbeeren unter Laborbedingungen zu vermessen und auf das Volumen der Früchte zu schließen. Stereokameras wurden auch in [Li17a] genutzt, um die Blätter einer Efeutute in der 3D-Punktwolke zu segmentieren. In [Pap12] wurde eine

3D-Rekonstruktion mit Aufnahmen einer RGB-Kamera durch Drehung der Pflanze angewandt, um daraus automatisiert die Blattlänge und -breite, sowie die Pflanzenhöhe von Baumwollpflanzen abzuleiten. [Sod17] nutzte eine an einem Roboterarm montierte RGB-Kamera, um die Multi-View-Anordnung für die Pflanzenanalyse zu ermöglichen. Im Laufe der Zeit hat sich die Bezeichnung *MVS* - Multi-View-Stereo für die Aufnahme von Objekten aus mehreren Blickrichtungen mit Hilfe von Stereokameras etabliert [Fur15], [Sei06], [Goe06]. Eine solche Anordnung der Kameras wurde in [San12] zur Erfassung der Pflanzenstruktur von Basilikum und von [Pap12] zur Erfassung der Blattgeometrie von Baumwolle eingesetzt. Ein ähnlicher Ansatz zur Bestimmung der Blattfläche von Paprika wurde in [Zha16] beschrieben.

In weiteren Arbeiten wurden 3D-Daten genutzt, um z. B. mit Hilfe einer *Kinect*®-Kamera V1 [Ché12] oder mit Hilfe von 3D-Laser-Scannern [Pau13] Blätter zu modellieren oder Blätter zu klassifizieren. In [Ale11] wurde dieser Ansatz mit der Bewegung der *Kinect*®-Kamera V1 durch einen Roboterarm verbunden, um somit die gesamte Pflanze aufnehmen zu können. Ebenfalls in Verbindung mit einem Roboterarm wurde in [Lu15] die 3D-Rekonstruktion von Punktwolken einzelner Maispflanzen im Labor, basierend auf Time-of-Flight Kameraaufnahmen aus mehreren Blickrichtungen, beschrieben. Die Blickrichtungen wurden in diesem Fall durch die Freiheitsgerade des Roboterarmes auf eine Seite der Pflanze begrenzt und somit konnte keine Aufnahme der Rückseite der Pflanze durchgeführt werden. Die Analyse der Pflanzengeometrie basierte auf Segmentierung der Punktwolken der Blätter und des Stängels. Nachdem die Punkte des segmentierten Stängels aus der ursprünglichen Punktwolke entfernt wurden, konnten die Blätter durch eine Umwandlung in ein 2D-Binärbild segmentiert werden. Hierfür wurden die Punkte aus einer gewählten Blickrichtung auf eine Fläche projiziert. Voraussetzung für eine erfolgreiche Segmentierung war hierbei, dass die entstandenen Lücken des entfernten Stängels groß genug waren, damit die Punktwolken der Blätter weit genug voneinander entfernt waren, um im Binärbild voneinander getrennt werden zu können. Die Analyse der Blattlänge wurde durchgeführt, indem eine Kurve in die Punktwolke gefittet wurde. Die Höhe der Pflanze entsprach der Höhe des segmentierten Stängels. In [Cha14] wurde ein ähnlicher Ansatz verfolgt. Es wurde eine Time-of-Flight-Kamera eingesetzt, um unter Laborbedingungen Einzelpflanzen auf einem Drehteller aus mehreren Blickrichtungen in 5°-Schritten zu vermessen. Im Gegensatz zu der vorherigen Arbeit wurde somit auch die Rückseite der Pflanze aufgenommen. Zur Segmentierung der Blätter in der rekonstruierten 3D-Punktwolke wurden hierfür ebenfalls 2D-Bildverarbeitungsalgorithmen genutzt, indem die Punktwolke durch eine seitliche Ansicht in ein Binärbild umgewandelt wurde. Das Binärbild wurde anschließend anhand seiner Struktur segmentiert und die zu den 2D-Segmenten zugehörigen projizierten 3D-Punkte genutzt, um die Pflanze morphologisch zu charakterisieren. Durch Fitting von *Non-Uniform Rational B-Splines* (NURBS) [Pie91] in die segmentierten Punktwolken der Blätter konnten die Blattlänge und Blattfläche analysiert werden. Bei den beiden letzten genannten Arbeiten könnten durch die seitliche

Projektion jedoch wichtige Informationen der Pflanzengeometrie vernachlässigt worden sein, da sich Blätter in der seitlichen Betrachtung hintereinander überlappen und somit zu einer falschen Segmentierung der Punktwolke führen könnten.

In einer weiteren Arbeit wurde ein Vergleich zwischen der Phänotypisierung basierend auf einem 3D-Messarm, einem 3D-Laserscanner und einer Multi-View-Stereo-Anordnung in [Wan18a] in einer Laborumgebung durchgeführt. Als Zielgrößen wurden die Pflanzenhöhe, die Blattlänge und -fläche von Mais mit Hilfe der Sensorik bestimmt. Dies geschah jedoch nicht vollständig automatisiert, da die relevanten Blattpunkte für die Berechnungen manuell in der Punktwolke markiert wurden.

2.4.3.3 3D-Rekonstruktion von Pflanzenreihen

In [VA18b] wurden Einzelpflanzenpositionen mit Hilfe der Daten einer Time-of-Flight-Kamera innerhalb einer Maisreihe im Gewächshaus bestimmt. Ziel war die Georeferenzierung der Pflanzenposition. Für die Generierung der Datenbasis wurde die Time-of-Flight-Kamera kontinuierlich, mit einer Ausrichtung des Blickwinkels von ca. 45° gegenüber dem Boden, über eine Maisreihe bewegt. Die gewonnenen Tiefenbilder wurden anschließend zu einer 3D-Punktwolke der Reihe rekonstruiert. Ein weiterer Schritt war die Nutzung der erzeugten 3D-Punktwolken für die automatisierte Phänotypisierung der Pflanze in der Reihe. In [VA18c] wurden Time-of-Flight Aufnahmen von Maisreihen im Gewächshaus nach zweimaligem Durchfahren der Reihen auf einer Roboterplattform in entgegengesetzte Richtungen durchgeführt und die Tiefenbilder zu einer 3D-Punktwolke der Maisreihe rekonstruiert. Der Vorteil der Aufnahme der Reihe aus zwei unterschiedlichen Blickrichtungen entspricht einem Multi-View-Ansatz und erweitert somit die 3D-Punktwolke um die bei der ersten Durchfahrt verdeckten Pflanzenteile. Mit diesem Ansatz war es möglich, den Blattflächenindex der gesamten Pflanzenreihe auf Basis der rekonstruierten 3D-Punktwolken zu bestimmen. In einer weiteren Arbeit konnte durch die anschließende Rasterung der Maisreihe eine Zuordnung des Höhenverlaufs der 3D-Punktwolke zu den Pflanzenhöhen der Einzelpflanzen durchgeführt werden [VA18a]. In [Häm18] wurden ebenfalls Messungen mit einer Time-of-Flight Kamera von Pflanzenreihen durchgeführt und die Pflanzenhöhe der Pflanzen in der Reihe bestimmt. Auch hier wurden die aufgenommenen Tiefenbilder im Anschluss an die Messung zu einer 3D-Punktwolke der Pflanzenreihe rekonstruiert. Die Bestimmung der Pflanzenhöhe basierte ebenfalls nicht auf der Analyse der Einzelpflanze, sondern auf einer gerasterten Höhenverteilung der 3D-Punktwolke und der anschließenden Zuordnung der gewonnenen Höheninformation zu der Einzelpflanzenposition. Im Gegensatz zu vorherigen Methode wurde hier eine Kameraausrichtung mit senkrechter Blickrichtung zum Boden gewählt.

Ein weiterer Ansatz ist die Nutzung von künstlicher Intelligenz zur Phänotypisierung von Pflanzen innerhalb der Pflanzenreihe. In [Jin18] wurden Fast-R-CNNs (Convolutional Neural Network) [Ren17] genutzt, um damit die Einzelpflanzen innerhalb einer Pflanzenreihe zu segmentieren und deren Höhe zu bestimmen. Die Datenbasis für die Analyse basierte auf mehreren Aufnahmen mehrerer prallerer Maisreihen mit Hilfe eines 3D-LIDAR-Systems. Die Aufnahmen wurden hierfür aus unterschiedlichen Blickrichtungen durchgeführt.

Tabelle 2.1 zeigt eine Übersicht zu den aktuellsten Arbeiten im Bereich der dreidimensionalen Pflanzenanalyse von Mais. Aus dieser Zusammenstellung lässt sich erkennen, dass bislang hauptsächlich im Rahmen von Labor- und Gewächshausanwendungen morphologische Phänotypisierungen von Maispflanzen durchgeführt wurden. Bei den Messungen im Labor handelt es sich jeweils um Einzelpflanzen, wohingegen sich die Messungen im Gewächshaus sowohl auf die Einzelpflanze als auch auf die Pflanzenreihe beziehen. Hierbei wurden jedoch bisher keine gleichzeitige, automatisierte Bestimmung der Pflanzenmerkmale Pflanzenhöhe, Blattanzahl, Blattlänge und Blattfläche durchgeführt, die auf einer gemeinsamen Datenbasis beruht. Diese böte jedoch die Möglichkeit der Reduzierung der technischen Komplexität des Systems durch die Verwendung von nur einem Sensorsystem und die Möglichkeit der Plausibilitätsprüfung der Ergebnisse untereinander. Ein weiterer Vorteil wäre, dass keine Synchronisierung der Ergebnisse unterschiedlicher Methoden oder Sensorsysteme notwendig ist.

Insbesondere die Bestimmung der Blattanzahl wurde im Rahmen der dargestellten Arbeiten nicht explizit untersucht. Es wird zwar vermutet, dass die Anzahl der Blätter durch die notwendige Segmentierung der Blätter innerhalb der Punktwolke vorgelegen haben muss, ob und inwieweit hier manuell eingegriffen worden ist und ob die jeweiligen gewählten Ansätze mit einer entsprechenden Genauigkeit durchführbar waren, ist nicht belegt worden.

Auch ist zu erkennen, dass ein Großteil der bisherigen Arbeiten auf dreidimensionaler Rekonstruktion von Punktwolken basiert. Diese entstanden in allen Fällen aus mehreren Aufnahmen der Pflanze oder der Reihe aus unterschiedlichen Blickrichtungen. Bisher sind allerdings keine Messungen in ein vernetztes 3D-Modell der gesamten Pflanze überführt worden. Dies böte jedoch den Vorteil, dass die gesamte Geometrie der Pflanze als Volumenkörper in die Analyse einbezogen werden könnte, um auch verdeckte Strukturen wie z. B. sich hintereinander überlappende Blätter, wie es bei einer Seitenansicht der Fall sein kann, erkannt und getrennt werden könnten. Ein weiterer Vorteil einer Vernetzung des Modells könnte in der möglichen Vorverarbeitung durch Glättung (vgl. [Vol99]) der Struktur zur Reduzierung von Messfehlern liegen.

2.4 Automatisierte Erfassung von Pflanzenparametern

	Technologie				Anordnung				Phänotypisierung					Einsatzbereich						
	RGB-Kameras	Stereokamera o. MVS ¹	LIDAR	ToF-Kamera	Top-/Single-View	Multi-View	Scan	3D-Rekonstruktion	Vernetzung / Volumenkörper	Automatisierte Phänotypisierung	Pflanzenhöhe (Mais)	Blattanzahl (Mais) ¹³	Blattlänge (Mais)	Blattfläche (Mais)	Labor	Gewächshaus	Feld	Einzelpflanze	Einzelpflanze in der Reihe	Pflanzenreihe
Mais																				
[Cha14]				X		X		X		X	X ²		X	X	X			X		
[Lu15]				X		X		X		X	X ²		X		X			X		
[Jin18]			X ³			X		X		X	X				X			X		
[Häm18]				X	X		X	X		X	X					X		X ⁵	X	
[Rei18]			X			X				X	X				X			X		
[VA18a]				X		X ⁴	X	X		X	X				X			X ⁶	X	
[Wu19]			X ³		X ⁷		X			X	X		X		X			X		

Tabelle 2.1: Stand der Technik. Dargestellt sind automatisierte Methoden zur Phänotypisierung von Mais. Markierungen: X=Ist Teil der Arbeit

1 Multi-View-Stereo-Verbund (MVS) wird unter Stereokamera eingeordnet.

2 Pflanzenhöhe = Stängelhöhe.

3 3D-Laserscanner.

4 Bewegter Scan bei der zweifachen Durchfahrt in entgegengesetzte Richtungen.

5 Die Reihe in ein Raster aufgeteilt, um auf die Einzelpflanze schließen zu können.

6 In dieser Arbeit wurden zwei Ansätze verfolgt: 1. Die Reihe wurde über den Verlauf des Höhenprofils in ein Raster aufgeteilt, um auf die Einzelpflanze schließen zu können. 2. Die Zuordnung des Höhenprofils zur Einzelpflanze geschah über die georeferenzierte Pflanzenposition.

7 Seitliche Aufnahme der Pflanze.

KAPITEL 3

Zielsetzung

Wie bereits aus den vorherigen Kapiteln hervorgegangen ist, handelt es sich bei der Bonitur des Feldversuchswesens um ein zentrales Werkzeug zur Erhöhung der Qualität und der Quantität des landwirtschaftlichen Ertrags. Um die Forschung im Rahmen der Feldversuche so effizient wie möglich zu gestalten, sind daher automatisierte Methoden zur Aufzeichnung und Analyse des Pflanzenmaterials zwingend notwendig. Die Ausführungen zum Stand der Technik stellen dar, dass derzeit weiterhin das so genannte *Phenotyping Bottleneck* [Fio13] durch fehlende geeignete technologische Ansätze zur Automatisierung des Feldversuchswesens existiert. Durch die Entwicklungen der letzten Jahre stehen den Experten zwar nun erste Hilfsmittel für die Bonitur in Form von Phänotypisierungsplattformen oder -robotern zur Verfügung, weiterhin mangelt es allerdings an Lösungen zur gleichzeitigen, automatisierten Bestimmung der morphologischen Pflanzenmerkmale Pflanzenhöhe, Blattanzahl, Blattlänge und Blattfläche mit einer gemeinsamen Datenbasis für Einzelpflanzen im Feldbereich. Insbesondere die automatisierte Ermittlung der Blattanzahl von Mais stellt im Zusammenhang mit der Nutzung von Time-of-Flight-Kameras eine bisher nicht explizit untersuchte Größe dar (vgl. Abschnitt 2).

Ziel dieser Arbeit ist es daher, eine Methode für die automatische Phänotypisierung mit Hilfe von 3D-Messtechnik zu entwickeln, die die Experten in die Lage versetzen soll, eine automatisierte, morphologische Phänotypisierung der Einzelpflanze unter Feldbedingungen durchführen zu können. Hierbei soll ermöglicht werden, eine Analyse mit nur einem Sensorsystem und einer Methode durchzuführen, um die aufwändige und komplizierte Synchronisierung von individuellen Datensätzen zu vermeiden und somit die Komplexität entscheidend zu reduzieren. Maßgeblich ist hierbei die bisher nicht genutzte gemeinsame Datenbasis für die automatische Bestimmung der o. g. Pflanzenmerkmale.

Als Beispiel für die Entwicklung wurde die Pflanze Mais ausgewählt, da diese standardmäßig als Einzelpflanze in Reihenkultur angebaut wird und somit in Verbindung mit einem *RTK-DGPS*-System die Kartografierung der Messergebnisse und die Wiedererkennung jeder Pflanze anhand ihrer Koordinaten grundsätzlich gegeben wäre.

Als Sensorsystem für die Entwicklung und somit für die Datenbasis zur Modellierung sollen beispielhaft 3D-Time-of-Flight-Kameras eingesetzt und damit auch die Nutzbarkeit dieser Technologie für den Feldeinsatz, mit dem Ziel der 3D-Rekonstruktion von Maispflanzenstrukturen mit der anschließenden automatischen Analyse des Phänotyps, im Rahmen dieser Arbeit bewertet werden. Hierfür sollen die bisher nur unzureichend untersuchten möglichen Fremdeinflüsse der Umweltbedingungen auf die Messung sowie grundlegende Eigenschaften der Kameras in vorhinein untersucht und bewertet werden.

Zu den im Rahmen dieser Arbeit gleichzeitig und automatisch zu bestimmenden Pflanzenmerkmalen gehören: die Pflanzenhöhe, die Blattanzahl, die Blattlänge und die Blattfläche. Durch die Kombination dieser entscheidenden Merkmale ist es möglich, eine daraus resultierende automatische Einordnung der Pflanze anhand der *BBCH*-Skala 2.3.2 durchzuführen, um damit die Vergleichbarkeit zu manuellen und etablierten (standardisierten) Methoden zu gewährleisten. Um die Dimensionierung des zu entwickelnden Sensoraufbaus und damit auch die Komplexität der Untersuchungen innerhalb der Pflanzenreihe auf ein sinnvolles Maß einzuschränken, soll die zu untersuchende Pflanzenhöhe für die Datenaufnahme und Modellierung bis zu dem Zeitpunkt, zu dem der Kolben geschoben wird, begrenzt sein, was dem Makrostadium 1 in der *BBCH*-Skala entspricht.

Da die Methode vollständig automatisiert ablaufen soll, muss ebenfalls die Eignung des Verfahrens hinsichtlich der Komplexität des Messaufbaus und der Algorithmen bewertet werden. Hierfür soll die 3D-Modellierung der Pflanze auf zwei unterschiedlichen Ansätzen mit unterschiedlicher technischer Komplexität beruhen. Zum einen soll ein Sensor-/Modell-Ansatz mit geringerer technischer Komplexität und lediglich einer Kamera in Form eines bisher für Mais kaum genutzten Top-View-Ansatzes verfolgt werden. Dem entgegen steht ein technisch komplexerer Ansatz, welcher auf einer Kombination mehrerer gleicher Sensoren zu einem Multi-View-System beruhen soll. Diese Multi-View-Methode soll hierfür die Entwicklung eines Multi-View-Sensorkonzeptes und Algorithmen zur 3D-Rekonstruktion basierend auf dem *ICP*-Algorithmus (Iterative Closest Point [Jos02]) und 3D-Modellierung durch Vernetzung der Pflanze enthalten. Die Vermessung der morphologischen Pflanzeigenschaften soll mit Hilfe eines in bisherigen Arbeiten nicht genutzten Volumenmodells durchgeführt werden, da sowohl der *ICP*-Algorithmus als auch die Vernetzung von Punktwolken sich bereits in vorhergehenden Arbeiten als robustes und zuverlässiges Mittel zur Erstellung von 3D-Modellen auf Basis von mehreren Punktwolken erwiesen haben [Ber99a].

Abschließend sollen die beiden Methoden in Bezug auf die Aufgabenstellung bewertet werden, welcher der Ansätze für die automatisierte Phänotypisierung geeigneter ist. Auf dieser Basis soll eine Aussage getroffen werden, ob allgemein eine Methode mit geringerer technischer Komplexität, als Alternative zu den gängigen 3D-Rekonstruktionsansätzen (vgl. Tabelle 3.1), das Potential aufweist, diese Aufgabe zu erfüllen.

Zusammengefasst: **Sensorbasierte 3D-Modellierung zur morphologischen Phänotypisierung am Beispiel von Mais**

	Technologie				Datenbasis				Phänotypisierung				Einsatzbereich							
	RGB-Kameras	Stereokamera o. MVS ¹	LIDAR	ToF-Kamera	Top-/Single-View	Multi-View	Scan	3D-Rekonstruktion	Vernetzung / Volumenkörper	Automatisierte Phänotypisierung	Pflanzenhöhe (Mais)	Blattanzahl (Mais)	Blattlänge (Mais)	Blattfläche (Mais)	Labor	Gewächshaus	Feld	Einzelpflanze	Einzelpflanze in der Reihe	Pflanzenreihe
Mais																				
[Cha14]				X		X		X		X	X		X	X	X			X		
[Lu15]				X		X		X		X	X		X		X			X		
[Jin18]			X			X		X		X	X				X				X	
[Häm18]				X	X		X	X		X	X					X			X	X
[Rei18]			X				X			X	X				X				X	
[VA18a]				X		X	X	X		X	X				X				X	X
[Wu19]			X		X			X		X	X		X		X			X		
Ziel- definition				Z	Z	Z		Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z

Tabelle 3.1: Zieldefintion. Markierungen: X=Ist Teil der genannten Arbeit, Z=Zieldefinition dieser Arbeit

KAPITEL 4

Material & Methoden

In diesem Kapitel werden die für die Realisierung der *Sensorbasierten 3D-Modellierung zur morphologischen Phänotypisierung* verwendeten Materialien und Methoden dargestellt. Hierfür werden zunächst die entwickelten Lösungsansätze beschrieben. Im Anschluss werden die entwickelten sowie die verwendeten, bereits vorhandenen Methoden detailliert erläutert.

Lösungsansätze

Wie im Kapitel 3 beschrieben, lag die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit in der Entwicklung einer neuartigen Methode zur automatisierten Erfassung von morphologischen Pflanzenparametern mit Hilfe von 3D-Time-of-Flight-Kameras. Hierfür wurden zwei unterschiedliche Lösungsansätze in Form einer 2,5D- und einer vollständigen 3D-Vermessung der Maispflanze entsprechend Abbildung 4.1 entwickelt: 1. Einsatz eines Einzelkameranagements (Single-View) für die 2,5D-Datenaufnahme und 2. Entwicklung eines Mehrkameranagements (Multi-View) für die Berechnung eines 3D-Modells aus mehreren 2,5D-Tiefenbildern zur vollständigen 3D-Vermessung.

Gründe für die Zweiteilung lagen in den sehr unterschiedlichen Charakteristika der beiden Ansätze. Zum einen ermöglichte eine vollständige 3D-Vermessung der Maispflanze eine sehr detaillierte Analyse der Geometrie im dreidimensionalen Raum. Zum anderen setzte diese Analyse, wie im Kapitel 2 beschrieben, eine komplexe Berechnung und Zuordnung der Tiefenbilder durch eine 3D-Rekonstruktion voraus. Im Gegensatz dazu war es möglich, mit Hilfe einer Einzelkameranagementlösung eine schnelle Daten-

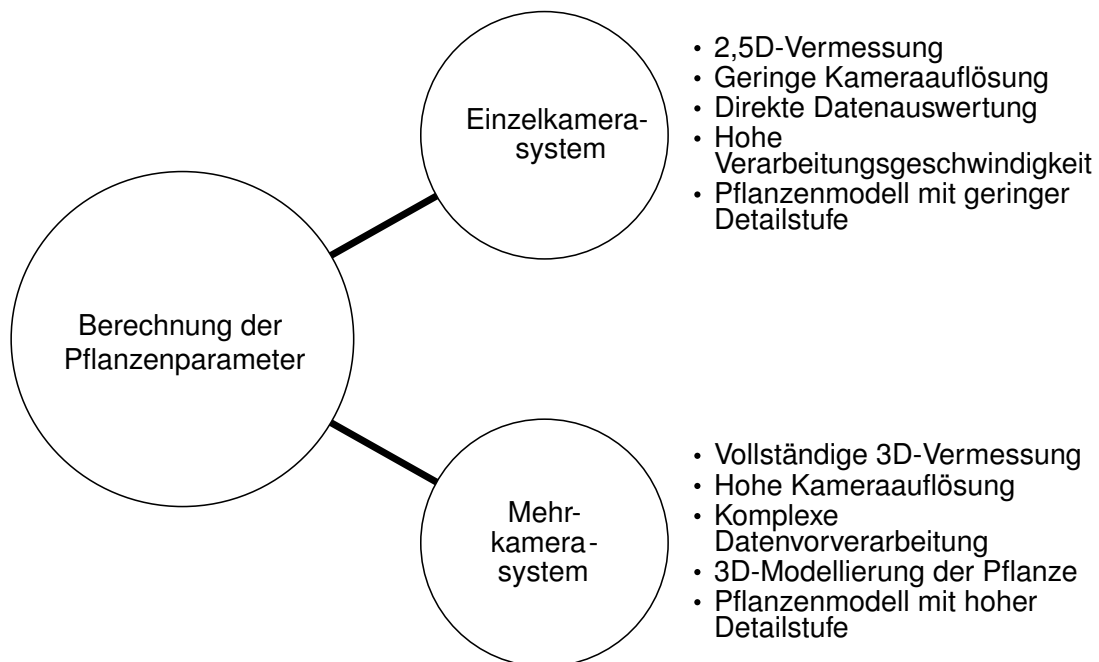


Abbildung 4.1: Lösungsansätze

auswertung durchzuführen, da die Daten ohne aufwendige Vorverarbeitungen in die Berechnung der Pflanzenparameter einfließen konnten.

Da beide Ansätze als sehr vielversprechend für die automatisierte Erfassung von morphologischen Pflanzenparametern angesehen wurden und beide im gleichen Maße sowohl Vor- als auch Nachteile hatten, wurden sie im Rahmen dieser Arbeit parallel entwickelt und verglichen.

4.1 Referenzobjekt

Um die Entwicklung der Methode zu vereinfachen, wurde ein Referenzobjekt erstellt, anhand dessen die Kamerasysteme und die Algorithmen getestet werden konnten. Die Vorteile eines solchen Referenzobjektes lagen im Vergleich zu dem realen Pflanzenmaterial in der stets gleichbleibenden und bekannten Geometrie. Um möglichst nah an der Realität zu bleiben, wurde dieses Referenzobjekt in Form einer Maispflanze konstruiert (s. Abbildung 4.2).

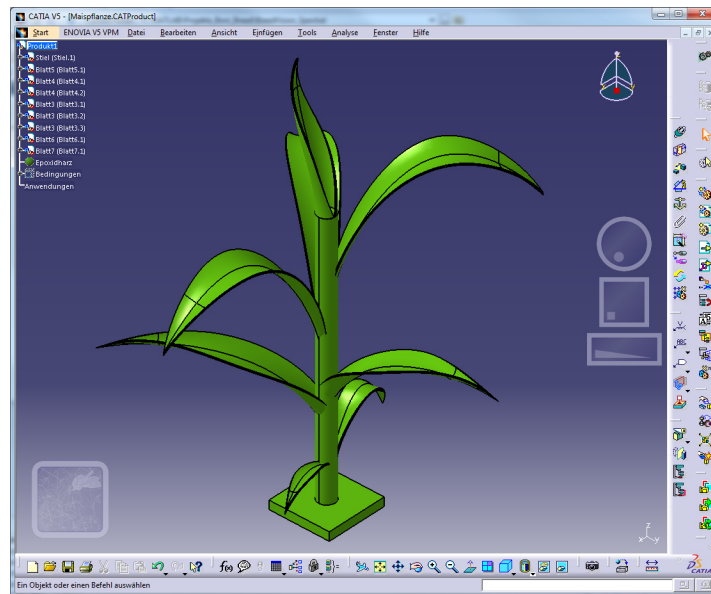


Abbildung 4.2: CAD-Modell der Referenzpflanze

4.2 Definition der Zielgrößen

Zunächst wurden die Zielgrößen und charakteristischen Pflanzenpunkte anhand von Abbildung 4.3 definiert. Wie in der Einleitung beschrieben, war das Ziel dieser Arbeit die automatische Berechnung von Pflanzeigenschaften. Zu den für diese Arbeit ausgewählten Eigenschaften gehörten die Pflanzenhöhe, die Blattanzahl, die Blattlänge und die Blattfläche. Für die Höhe der Pflanze wurde der Abstand zwischen dem höchsten Punkt der Pflanze und dem Boden festgelegt.

Da es sich bei dem Messsystem um ein optisches System handelte, wurde für die Definition der Blattlänge und der Blattfläche von der für die Kamera sichtbaren Größen ausgegangen. Aus diesem Grund wurde das Blatt in zwei Bereiche aufgeteilt, den sichtbaren und den nicht sichtbaren. Die Grenzen des sichtbaren Bereichs lagen an der Stelle, an der das Blatt auf den Stängel trifft. Ab diesem Punkt beginnt sich das Blatt um den Stängel zu wickeln, um in der Blattscheide zu enden. Die sichtbare Blattlänge entsprach also der Länge des Blattes von der Blattspitze bis hin zum Punkt des ersten Kontaktes mit dem Stängel. Im Gegenzug dazu wurde die vollständige Blattlänge beginnend bei der Blattspitze bis hin zum Blattursprung, der Blattscheide (sichtbarer + nicht sichtbarer Bereich) festgelegt. Dementsprechend wurden die Pflanzenpunkte des n -ten Blattes als $P_{Blattspitze,n}$, $P_{Kontakt,n}$ und $P_{Blattursprung,n}$ definiert. Ein ähnlicher Ansatz wurde in [Cha14] gewählt.

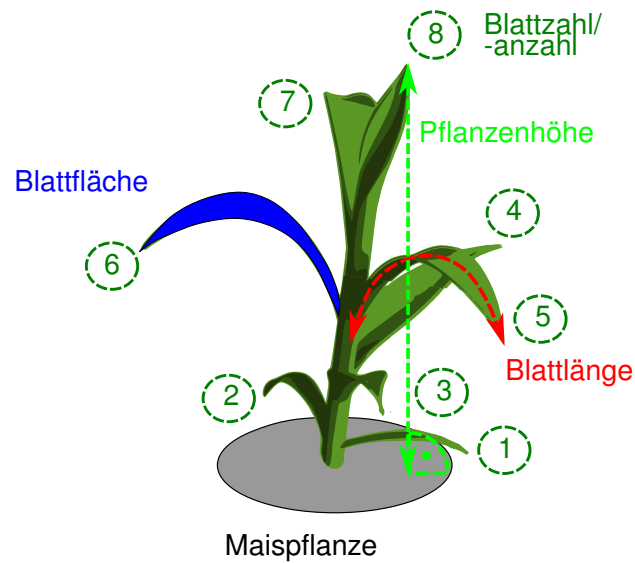


Abbildung 4.3: Definition der Zielgrößen

Die zu messende Strecke entsprach hierfür der kürzesten Verbindung zwischen den genannten Punkten entlang der Blattoberfläche. Das selbe Prinzip galt auch für die Berechnung der Blattfläche. Die sichtbare Blattfläche wurde ausgehend von der Blattspitze bis zum ersten Kontakt des Blattes mit dem Stängel, und die vollständige Blattfläche von der Blattspitze bis hin zur Blattscheide gemessen. Die Fläche entsprach der Blattoberfläche bis zu den genannten Punkten. Die Blattanzahl der Pflanze entsprach der sichtbaren Anzahl an Blättern.

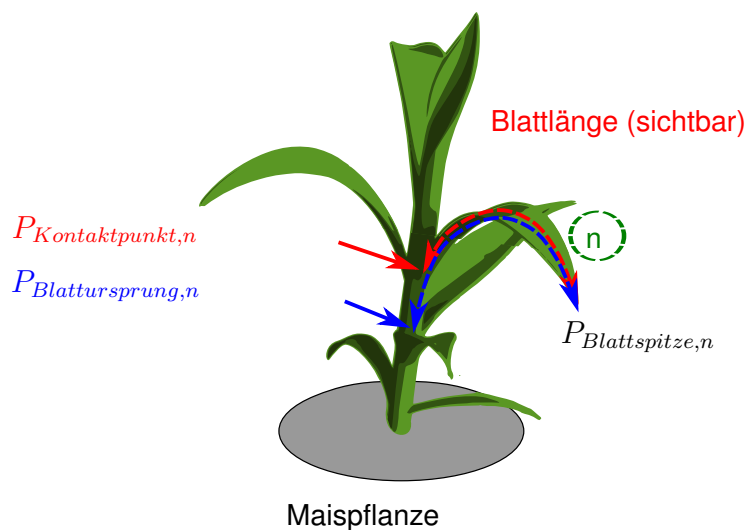


Abbildung 4.4: Definition des sichtbaren Blattbereichs

4.3 3D-Time-of-Flight-Kameras

Bei den verwendeten Kameras handelt es sich um Time-of-Flight-Kameras. Diese Art von Kamera verwendet aktive Sensoren, welche in der Lage sind, Tiefenbilder durch Messung der Laufzeit des Lichts zu erzeugen. Hierfür sind sie mit LEDs ausgestattet, die ein moduliertes Lichtsignal erzeugen. In einem Fall befanden sich diese LEDs bereits innerhalb des Kameragehäuses, was eine sehr kompakte Bauform ermöglichte. Die Reflexion des von den LEDs erzeugten Pulses wird von den Pixeln des Sensor-Chips empfangen, innerhalb der Pixel ausgewertet und die Phasenlaufzeit gemessen (s. Abbildung 2.5).

$$c_{ToF}(\tau) = s_{ToF} \otimes g_{ToF} = \lim_{T \rightarrow \infty} \int_{-T/2}^{T/2} s_{ToF}(t) \cdot g_{ToF}(t + \tau) dt \quad (4.1)$$

Mathematisch kann diese Berechnung als Korrelationsfunktion $c_{ToF}(\tau)$ zwischen dem ausgesandten periodischen $s_{ToF}(t)$ und dem empfangenen Signal $g_{ToF}(t + \tau)$ betrachtet werden (s. Gleichung 4.1) [Kol08]. Die resultierende Korrelationsfunktion enthält neben der gewünschten Phasenverschiebung ebenfalls eine im Vergleich zum Ursprungssignal veränderte Amplitude $A_{Abtast,i}$ und ein verändertes Offset. Diese resultiert aus der Dämpfung des Lichts während der Laufzeit und dem zusätzlich empfangenen Gleichanteil des Fremdlichts. Durch Abtastung des Korrelationssignals zu vier gleichmäßig über eine Periodendauer verteilten Zeitpunkten kann die Phasenverschiebung entsprechend Gleichung 4.2 und 4.3 berechnet werden [Kol08].

$$A_{Abtast,i} = c_{ToF}\left(i \cdot \frac{\pi}{2}\right), i = 0, \dots, 3 \quad (4.2)$$

$$\varphi_{shift} = \arctan\left(\frac{A_{Abtast,3} - A_{Abtast,1}}{A_{Abtast,0} - A_{Abtast,2}}\right) \quad (4.3)$$

Die nun zurückgelegte Distanz des Lichts berechnet sich aus der bestimmten Phasenverschiebung φ_{shift} , der Lichtgeschwindigkeit c und der Modulationsfrequenz f_{mod} . Da die Distanz während der Messung zweimal zurückgelegt werden muss, von der Kamera zum Objekt und zurück, wird das Ergebnis zusätzlich durch zwei dividiert, um zu dem tatsächlichen Abstand zwischen der Kamera und der auf-

genommenen Szenerie zu gelangen. Mit einer Modulationsfrequenz von z. B. $f_{mod} = 20$ MHz ergibt sich aus der resultierenden Wellenlänge von 15 m ein Eindeutigkeitsbereich, und damit der nutzbare Messbereich von 7,5 m. Berechnet wird der Messbereich mit Hilfe von Gleichung 4.4 mit einer Phasenverschiebung $\varphi_{shift} = 360^\circ$. Um Mehrdeutigkeiten zu vermeiden, sollte der Messbereich die erwähnten 7,5 m nicht überschreiten. Für die Nutzung der Kameras zur Phänotypisierung von Pflanzen konnte der Mehrdeutigkeitseffekt vernachlässigt werden, da je nach Kameranordnung (vgl. Abschnitt 4.5.2) das Messobjekt und der Hintergrund klar unterhalb von 7,5 m lagen oder das Messobjekt innerhalb des Eindeutigkeitsbereichs lag und der Hintergrund die 7,5 m weit überstieg.

$$d_{ToF} = \frac{c \varphi_{shift}}{4 \pi f_{mod}} \quad (4.4)$$

Bei den verwendeten Time-of-Flight-Kameras handelte es sich um die Kamera *O3D201* der Firma *ifm* und den *CAMCUBE 3D* der Firma *PMD Technologies* (vgl. Abbildung 4.5). Beide Kameras funktionieren nach dem Prinzip der Laufzeitmessung und verwenden einen *PMD-Chip* (Photonic Mixer Device). Dieser Chip nutzt für die Abtastung der Korrelationsfunktion in die Pixel integrierte Ladungsträger-schaukeln [Hus08].

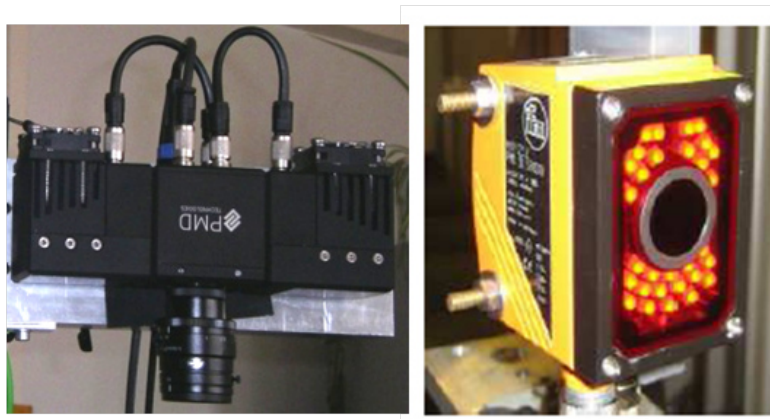


Abbildung 4.5: ToF-Kameras; links: *PMD CAMCUBE 3D*; rechts: *ifm O3D201*

Wie aus Tabelle 4.1 ersichtlich, unterscheiden sich die beiden verwendeten Kamertypen hauptsächlich in ihrer örtlichen Auflösung. Hierbei übertrifft der *CAMCUBE 3D* mit seinen 200 x 200 Pixeln den *O3D201* deutlich. Ein weiterer Vorteil des *CAMCUBE*s ist seine Fähigkeit, die Modulationsfrequenz in drei Schritten zwischen 19 - 21 MHz zu verändern. Dies ermöglicht die gleichzeitige Verwendung von bis zu drei Kameras mit unterschiedlichen Modulationsfrequenzen, ohne dass die Gefahr einer gegenseitigen Beeinflussung besteht. Bei den restlichen Eigenschaften der Kameras besteht jedoch

4.4 Apparaturen

Eigenschaft	ifm O3D201	PMD CAMCUBE 3D
<i>Kamerachip</i>	PMD	PMD
<i>Auflösung</i>	50 x 64	200 x 200
<i>Öffnungswinkel</i>	30° x 40°	32° x 32°
<i>Modulationsfrequenz</i>	20 MHz	19, 20 und 21 MHz (Standard 20 MHz)
<i>Distanzauflösung</i>	±3 mm	±1 cm
<i>Schnittstelle</i>	Ethernet	USB
<i>Beleuchtungseinheit</i>	Intern	Extern

Tabelle 4.1: Verwendete *ToF*-Kameras

kaum ein Unterschied. Beide Kameras besitzen einen ähnlichen Öffnungswinkel und eine Distanzauflösung im Bereich von einem Zentimeter laut Datenblatt. Ein weiteres interessantes Feature beider Kameras ist die implementierte Technologie zur Fremdlichtunterdrückung (genannt SBI bei dem *PMD CAMECUBE*).

Mit der geringeren Auflösung von 50 x 64 Pixeln und der daraus resultierenden geringeren Datenmenge eignete sich die *ifm O3D201*-Kamera für den Ansatz einer Einzelkamelalösung mit einer hohen Verarbeitungsgeschwindigkeit. Der *CAMCUBE 3D* der Firma *PMD* hingegen brachte die nötigen Eigenschaften für eine Mehrkamelalösung und der damit verbundenen dreidimensionalen Rekonstruktion mit sich. Zum einen bot er durch die veränderliche Modulationsfrequenz bereits einen wichtigen Vorteil für den Einsatz von mehreren Kameras ohne negative Beeinflussungseffekte und zum anderen erhöhte er durch die hohe Auflösung die Qualität der Rekonstruktion. Diese war im hohen Maße abhängig von der Datenmenge und -dichte der aus den Tiefenbildern erzeugten Punktwolken.

4.4 Apparaturen

Für die Entwicklung der Methode und der anschließenden Messungen standen zwei Apparaturen zur Verfügung. Die erste bestand aus einem Drehtisch, der mit Schrittmotor angetrieben wurde. Mit Hilfe dieses Tisches war es möglich, die Referenzpflanze sowie auch reale Maispflanzen auf der Stelle um ihre eigene Achse zu drehen (s. Abbildung 4.6 links). Zusätzlich war es möglich, die Pflanzen mit einer vordefinierten Geschwindigkeit und Schrittweite zu drehen und die aktuelle Position in Verbindung mit den Kameradaten abzuspeichern.

Als ein weiteres Hilfsmittel stand der autonome Feldroboter *BoniRob* [Ruc09b] zu Verfügung (vgl. Abbildung 4.6 rechts). Mit ihm war es möglich, über die im Gewächshaus angelegten Maisreihen zu navigieren und damit eine Fahrt mit einer Phänotypisierungsplattform bzw. mit einem Phänotypisierungsroboter zu simulieren.



Abbildung 4.6: Apparaturen. Links: Messaufbau Rotationstisch mit künstlicher Maispflanze, Rechts: Autonomer Feldroboter *BoniRob* im Gewächshaus

4.5 Erzeugung der Rohdaten

Im folgenden Abschnitt werden die notwendigen Schritte zur Erstellung der Rohdaten beschrieben. Hierbei handelt es sich um bekannte Methoden, die für den Zweck der Pflanzenvermessung angepasst wurden. Ziel dieser adaptierten Methoden war die Erzeugung von Messdaten, welche in einem nächsten Schritt die Grundlage für die Entwicklung von Algorithmen zur Berechnung von Pflanzeninformationen dienen. Entsprechend der zwei beschriebenen Lösungsansätze ergaben sich auch zwei unterschiedliche Typen von Messdaten. Während die Einzelkameralösung eine 2,5D-Vermessung der Pflanzen vorsah, wurde für die Mehrkameralösung ein 3D-Modell der Pflanze gefordert. Die Grundlage zur Erstellung dieser Daten bildeten Tiefenbilder und Punktwolken.

4.5.1 Tiefenbilder und Punktwolken

Die verwendeten Kameras waren in der Lage, sowohl Tiefen- und Reflexions-Intensitätsbilder als auch Punktwolken zu erzeugen. Für die weitere Verarbeitung waren jedoch nur die Tiefenbilder und Punktwolken von Bedeutung, da sie die gewünschte 2,5D-Information enthielten.

Wie bei jeder anderen Kamera existieren auch bei *ToF*-Kameras linsen- und chipspezifische Verzerrungen. Diese konnten durch geeignete Methoden [Li17b], [Lin10] kalibriert werden. Im Falle der *PMD*-Kamera wurde bereits eine Korrektur werksseitig durchgeführt und zur Verfügung gestellt. Durch die Verwendung der *ToF*-Kamera im Nahfeld und der, im Vergleich zum Rauschen geringen Verzerrungen, wurde bei der *ifm*-Kamera auf eine Kalibrierung verzichtet.

Bei den von den Kameras erzeugten Tiefenbildern handelte es sich, wie bei digitalen Bildern üblich, um eine $m \times n$ Matrix mit der Zeilen- und Spaltenanzahl entsprechend der Anzahl von Pixelzeilen und -spalten des verwendeten Kamerachips. Für die beiden verwendeten Kameras ergab sich eine Größe von 50×64 und 200×200 . Die Elemente der Matrix enthielten die von dem zugehörigen Pixel gemessene Distanz $D_{pol, m \times n}$ in Metern. Durch die in den Kameras verbauten Optiken entsprach dies einer Darstellung in Polarkoordinaten. Dadurch entstanden mit zunehmenden Öffnungswinkel, also auch zunehmendem Abstand zur Bildmitte in beide Richtungen, ansteigende Distanzen. Der Grund für die längere Distanz lag in der durch den größeren Winkel entstehende Laufzeitveränderung des Lichts, resultierend aus dem größeren Abstand zwischen der Kamera und dem Messobjekt. Durch die entstehende Wölbung der Distanzwerte war das Tiefenbild für eine direkte Auswertung nicht geeignet. Daher wurde zunächst eine Umrechnung in die zugehörigen kartesischen Koordinaten benötigt.

Eine weitere Möglichkeit ergab sich durch die Verwendung der von den Kameras erzeugten Punktwolken. Bei den Punktwolken handelte es sich im Gegensatz zu den Tiefenbildern nicht mehr um eine zusammenhängende Fläche aus den Distanzwerten einer $m \times n$ Matrix, sondern um Punkte mit kartesischen Koordinaten im dreidimensionalen Raum \mathbb{R}^3 . Im Gegensatz zu dem auf Pixeln basierenden Tiefenbild hatten die Punkte einer Punktwolke keine direkte Verbindung, wie z. B. eine eindeutige Nachbarschaft, untereinander. Hier hatte jeder von der Kamera gemessene Punkt $P_{m \times n}$ die Koordinaten x, y und z (vgl. Abbildung 4.7).

$$P_{mn} = \begin{pmatrix} x_{mn} \\ y_{mn} \\ z_{mn} \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

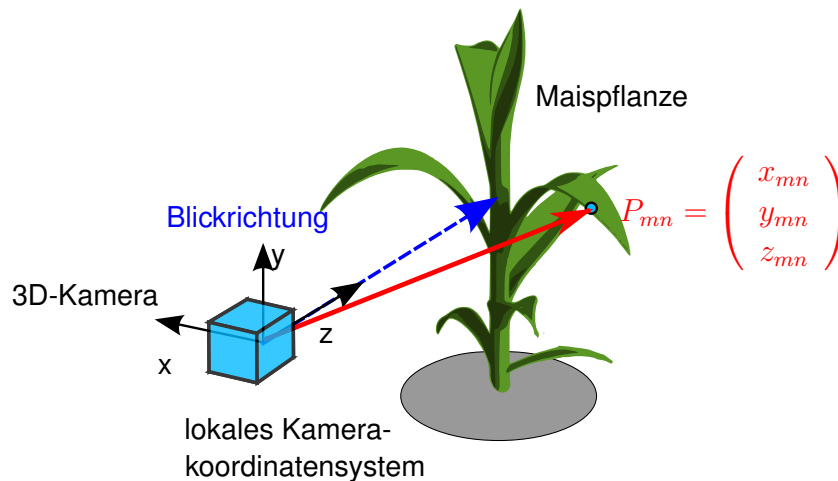


Abbildung 4.7: Lokales Koordinatensystem der Punktwolke einer *ToF*-Kamera

Durch die Extraktion der z -Komponenten aus der Punktwolke $P_{m \times n}$ ergab sich wiederum ein Tiefenbild $z_{m \times n} = D_{kart, m \times n}$ in kartesischen Koordinaten.

Im direkten Vergleich boten die Verwendung von Tiefenbildern und Punktwolken sowohl Vor- als auch Nachteile. Der große Vorteil von Tiefenbildern lag in der Möglichkeit, durch eine geeignete Einfärbung der Distanzwerte in Falschfarben eine schnelle Visualisierung der Messdaten zu erreichen. Ein weiterer daraus resultierender Vorteil war die entstehende Verwendbarkeit von Standardalgorithmen der digitalen 2D-Bildverarbeitung. Da diese Daten aber keine dreidimensionale Verteilung der Tiefendaten im Raum widerspiegeln, waren sie für die Erstellung von 3D-Modellen nicht geeignet. Hier lag der Vorteil der Punktwolken gegenüber den Tiefenbildern: Sie enthielten die zur Rekonstruktion benötigten Koordinaten.

Diese Problematik konnte jedoch durch oben beschriebene Umwandlung der z -Komponenten der Punktwolke in ein Tiefenbild und umgekehrt, umgangen werden. Aus diesem Grund wurden im weiteren Verlauf der Arbeit nur die von den *ToF*-Kameras erzeugten Punktwolken $P_{m \times n}$ genutzt und daraus die Tiefenbilder $D_{kart, m \times n}$ (im Folgenden $D_{m \times n}$) abgeleitet.

4.5.2 Kameraanordnung

Wie in Abschnitt 4 beschrieben, wurden für die Umsetzung der automatisierten Erfassung von Pflanzenparametern zwei unterschiedliche Lösungsansätze verfolgt. Diese Ansätze unterscheiden sich, neben dem geplanten Einsatz von zwei verschiedenen Kamertypen, in der gewählten Kameraanzahl und daraus resultierend aus der Kameraanordnung. Hierfür wurden die zwei Anordnungskonzepte „Top-View“ und „Multi-View“ entwickelt (vgl. Abbildung 4.8).

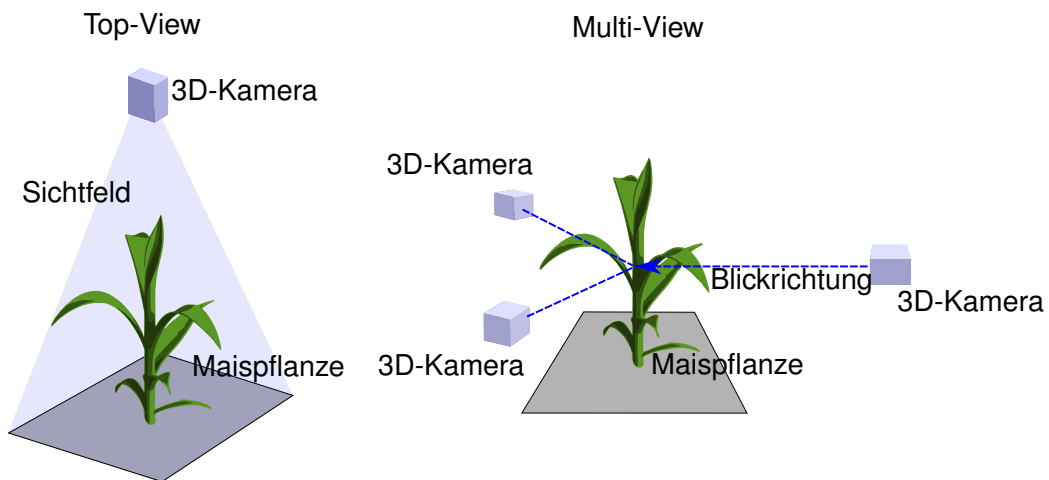


Abbildung 4.8: Top-View- und Multi-View-Anordnung. (Hier beispielhaft mit drei Kameras dargestellt)

4.5.3 Einzelkamelalösung

Für den ersten Ansatz war eine Vermessung des Pflanzenmaterials mit nur einer Kamera geplant. Aus dieser Anforderung ergab sich zwangsläufig die Frage nach einer geeigneten Ausrichtung der Kamera zur Pflanze. Wie im Stand der Technik erläutert, dominiert die Positionierung von 3D-Sensorik über den Pflanzen, mit Blickrichtung in einem 45° Winkel von oben auf den Boden bzw. auf die Pflanze oder seltener in einer senkrechten Ausrichtung zwischen der Blickrichtung und dem Boden. Für die Umsetzung der Einkamelalösung wurde die seltener verwendete senkrechte Ausrichtung gegenüber dem Boden verwendet. Grund hierfür war die große Fläche der Blätter bei dieser Blickrichtung im Vergleich zu einer seitlichen Aufnahme der Pflanze. Des Weiteren bestand bei dieser Anordnung die Möglichkeit, dass durch die von oben sichtbare Blattverteilung Rückschlüsse auf die Blattanzahl und damit auch auf das Wachstumsstadium durchführbar waren. Ein weiterer Vorteil war, dass häufig ein Blatt ohne Überlappung durch andere Blätter der Pflanze im Sichtfeld der Kamera aufgefunden werden konnte. Da

diese Vorteile ebenfalls für die vorliegende Arbeit von Bedeutung waren, wurde auch hier die beschriebene Ausrichtung für das Einkamerasystem gewählt. Diese Ausrichtung wird im Folgenden *Top-View* genannt. Da für diesen Lösungsansatz keine 3D-Modellierung sondern eine Verarbeitung mit Hilfe von 2D-Bildverarbeitungsalgorithmen gefragt war, wurden die aus den Punktwolken generierten Tiefenbilder als Messdaten genutzt. Diese bildeten die Grundlage für die Vermessung von charakteristischen Pflanzenmerkmalen, wie der Pflanzenhöhe und der Blattanzahl.

4.5.4 Mehrkameralösung

Als Vergleich zu dieser Kameraausrichtung wurde für den zweiten Lösungsansatz das Multi-View-Konzept genutzt. Diese Anordnung sah eine Verwendung von mehreren Kameras vor, welche die Pflanze aus unterschiedlichen Blickrichtungen aufnahmen. Ziel dieser Anordnung war die anschließende Rekonstruktion eines 3D-Modells aus den gewonnenen Daten. Da für den zweiten Lösungsansatz eine vollständige dreidimensionale Modellierung des Objektes gefordert wurde, war es notwendig, die verfügbaren Kameras um die Pflanze herum zu verteilen. Zusätzlich wurde vorausgesetzt, dass die Pflanze in jedem Kamerabild sichtbar sein sollte. Weitere Voraussetzungen für eine erfolgreiche Rekonstruktion bestimmten die Rekonstruktionsalgorithmen. Für die Überlagerung der Punktwolken zweier Kameras mit Hilfe einer Koordinatentransformation wurden die exakten Kamerapositionen und -ausrichtungen, also das lokale Kamerakoordinatensystem im Raum in Bezug zu einem globalen Koordinatensystem, benötigt. Um diese Koordinatensysteme mit Hilfe eines iterativen Verfahrens, z. B. *ICP*, berechnen zu können, wurde eine Überlappung der Punktwolken zweier Kameras benötigt. Grundsätzlich war es für die anschließende Rekonstruktion der 3D-Daten möglich, die Kameras willkürlich im Raum zu positionieren, solange die Vorgabe der Sichtbarkeit der Pflanze erfüllt war. Um sowohl ein einfaches Ausmessen der Kamerapositionen als auch die Verwendung eines iterativen Verfahrens zu ermöglichen, wurde für diese Arbeit eine gleichmäßige Verteilung der Kameras mit überlappenden Kamerabildern festgelegt.

Für die Messung wurden die Kameras in gleichmäßigen Abständen entlang eines Kreises (vgl. Gleichung 4.6), in dessen Mittelpunkt sich die Pflanze befand, verteilt (vgl. Abbildung 4.9). Im optimalen Fall durchschneidet der Stängel die Kreisfläche senkrecht. Dies war aber nur näherungsweise möglich, da die Pflanzenstellung naturgemäß nicht immer ideal ist, sondern sich von Fall zu Fall unterscheidet.

Die Blickrichtung der Kameras entsprach dem Kreisradius r_{cam} und war in Richtung Pflanze gerichtet. Auf die Positionierung einer weiteren Kamera mit Blick von oben auf die Pflanze wurde hier ver-

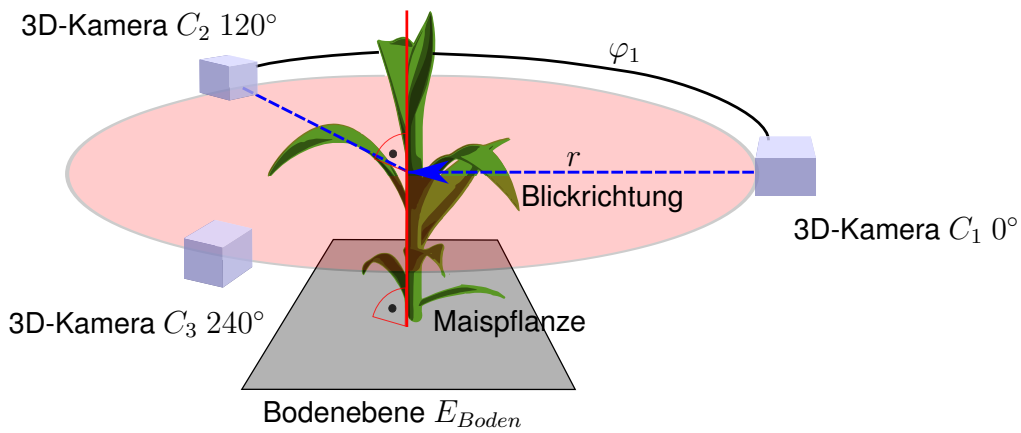


Abbildung 4.9: Beispielhafte Kameraausrichtung Multi-View

richtet, weil die Informationen bereits für den ersten Lösungsansatz in Verbindung mit der Top-View-Kameraanordnung genutzt wurden.

$$\varphi_{cam,i} = \frac{360^\circ}{n_{cam}} (i - 1) \quad (4.6)$$

Die Position der i -ten Kamera C_i bezogen auf das globale Koordinatensystem (im Folgenden K_0) entspricht dem Translationsvektor ${}_{0}\vec{p}_{0i}$ (vgl. Gleichung 4.7), um den das lokale Kamerakoordinatensystem (im Folgenden K_i) vom globalen Koordinatenursprung verschoben war. Zusätzlich war die Kamera um die Winkel ϕ , ψ und θ um die Achsen x , y und z gedreht.

$${}_{0}\vec{p}_{0i} = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix}, \quad \text{für Kamera 1} \Rightarrow i = 1 \Rightarrow {}_{0}\vec{p}_{01} = \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

Durch die Positionierung der Kameras auf eine gemeinsame Kreisfläche lagen auch die von den lokalen kartesischen Kamerakoordinatensystemen aufgespannten xz -Ebenen in einer Ebene. Indem man das globale Koordinatensystem ebenfalls mit seinen xz -Achsen auf dieser Ebene platzierte, entfiel für den Translationsvektor die y -Komponente und die Drehung der Kameras im Bezug zum globalen Koordinatensystem wurde nur von dem Winkel ψ der Drehung um die y -Achse bestimmt.

4.6 Entwickelte Methoden zur automatisierten, morphologischen Phänotypisierung

Nachdem die Methoden zur Erzeugung und Vorverarbeitung der Datenbasis für die automatisierte morphologische Phänotypisierung erläutert wurden, wird im folgenden Abschnitt die Verarbeitung dieser Daten bis hin zu den Pflanzenmerkmalen dargestellt. Hierfür wird wieder die in Kapitel 4 eingeführte Trennung in eine Einkamera- und eine Mehrkameralösung verwendet.

4.6.1 Top-View-Methode

Für die Entwicklung der Methode wurde der autonome Feldroboter *BoniRob* genutzt. In diesem wurde entsprechend Abbildung 4.8 eine *ToF*-Kamera in der Top-View-Anordnung angebracht. Mit dieser Messanordnung konnten nun sowohl statische als auch dynamische Aufnahmen von Maispflanzen durchgeführt werden. In Abbildung 4.10 ist ein Distanzbild einer statischen Messung dargestellt.

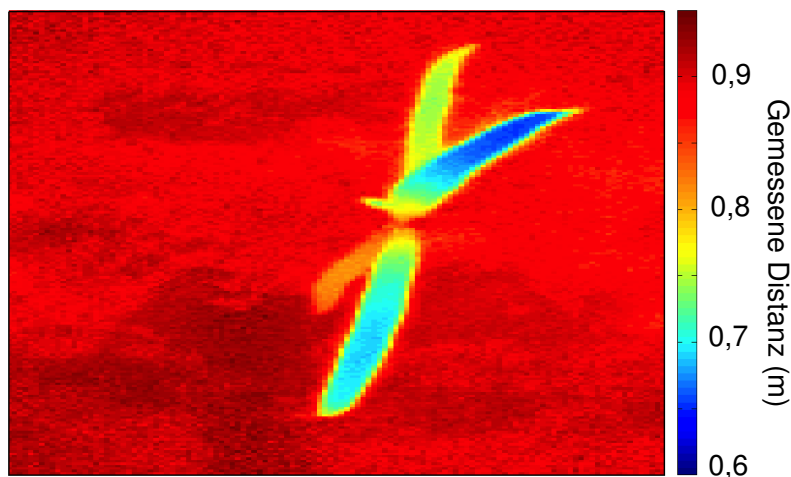


Abbildung 4.10: Distanzbild einer Maispflanze. Die Farben entsprechen der Entfernung zur Kamera. Rot: weiter von der Kamera entfernt, Blau: näher an der Kamera

4.6.1.1 Bestimmung des Bodenlevels

Eine wichtige Grundlage für die weitere Verarbeitung der Daten zu Pflanzenparametern war die Bestimmung der Entfernung der Kamera vom Boden. Durch die Kenntnis dieser Entfernung, im Folgenden Bodenlevel genannt, war es möglich ein Referenz- oder Nulllevel einzuführen. Anhand dieser Referenz konnten dann die Pflanzendaten vom Boden separiert werden. Dies entsprach einer Zuordnung vom Bildpixel zu der Pflanze und zum Boden. Des Weiteren war es möglich, durch das eingeführte Nulllevel die Entfernungswerte der Pflanzenpixel von der Kamera in Höhenwerte im Bezug auf die Entfernung des Bodens umzurechnen.

Zur Bestimmung des Bodenlevels wurde eine Methode entwickelt, welche auf einer geglätteten Verteilungsdichtefunktion basiert. Hierfür wurden die im Distanzbild auftretenden Entfernungen D_i nach Gleichung 4.8 ausgewertet. Als K_{VD} wurde ein Gauß-Kern gewählt (Gleichung 4.9).

$$\tilde{f}_n(t) = \left(\frac{1}{n_{VD} \cdot h_{VD}} \right) \sum_{i=1}^n K_{VD}((t - D_i) / h_{VD}), t \in \mathbb{R} \quad (4.8)$$

$$K_{VD}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) \quad (4.9)$$

Diese Funktion entspricht der eines geglätteten Histogramms über die vorhandenen Entfernungen. Der Vorteil einer solchen geglätteten Funktion gegenüber einem Histogramm war die Möglichkeit zur Verwendung von Analysismethoden. Wie aus Gleichung 4.8 ersichtlich, sind, neben dem Kern K_{VD} , auch die Bandbreite h_{VD} und die Stichprobengröße n_{VD} Eingangsgrößen. Die Bandbreite ist vergleichbar mit der Klassenbreite eines Histogramms und beeinflusst dementsprechend das Erscheinungsbild des Ergebnisses maßgeblich.

Diese Werte sollten so gewählt werden, dass eine klare Unterscheidung zwischen den Boden- und den Pflanzenpixeln möglich war. Ziel sollte also eine klare Ausbildung dieser zwei Typen als Maximum im Kurvenverlauf sein. Da die Pflanze nur einen kleinen Anteil der Pixel im Vergleich zu den Bodenpixeln belegte, welche sich ebenfalls im Vergleich zu den Pflanzenpixeln auf nahezu dem gleichen Höhenlevel befanden, war das globale Maximum dieser Kurve im Bodenbereich zu erwarten. Da die Blätter der Pflanze ebenfalls in einem Maximum resultierten, war eine Auftrennung in Pflanze und Boden nur möglich, wenn sich die Maxima unterschieden. Eine mögliche Unterscheidung war zum Beispiel die

Position, also die Entfernung in denen die Maxima auftraten. Das Maximum mit dem höchsten Distanzwert befand sich aufgrund der eindeutigen Position der Pflanze oberhalb des Bodens im Bodenbereich. Eine weitere, einfachere und eindeutiger Variante war es, die Klassenbereiche und Klassenanzahl so zu konfigurieren, dass es sich bei dem Bodenmaximum um das globale und bei den Pflanzenmaxima um lokale Maxima handelte. Dies setzte weiterhin voraus, dass die Werte so gewählt wurden, dass im Bodenbereich neben dem globalen Maximum kein weiteres Maximum auftreten konnte. Um eine saubere Trennung zu gewährleisten, musste die Grenze zwischen dem Pflanzen - und dem Bodenlevel zwischen dem ersten Maximum oder dem globalen Maximum (abhängig von der gewählten Methode) und dem ersten Pflanzenmaximum gesetzt werden (vgl. Abbildung 4.11).

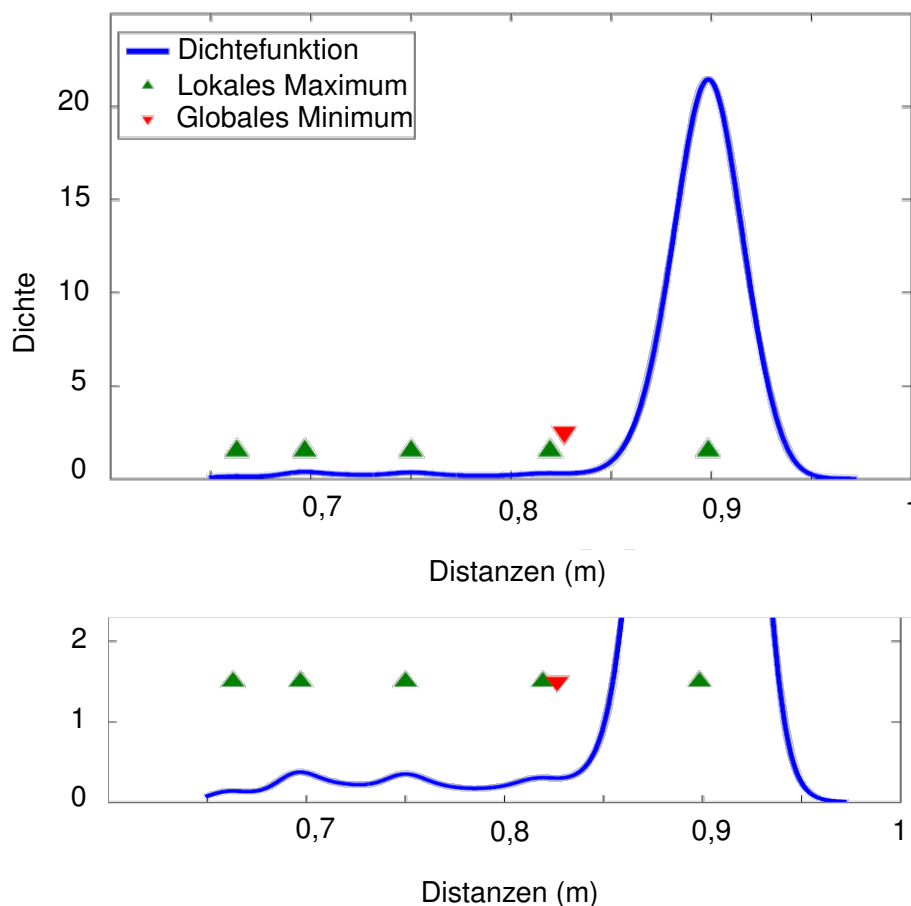


Abbildung 4.11: Geglättete Verteilungsdichtefunktion der Distanzen. Unten: Vergrößerter Ausschnitt der Verteilungsdichtefunktion

Für die Entwicklung der Methode wurden die Bandbreite $h_{VD}=0,05$ m und ein Stichprobenumfang von $n_{VD}=100$ gewählt. Die gewählte Bandbreite hatte sich in den durchgeführten Messungen als sinnvoll erwiesen, da hierdurch Erdkluten und Steine, sowie kleinere Unebenheiten keinen Einfluss auf das

globale Maximum des Bodens hatten. Im Gegensatz zu dem nicht vorhandenen Einfluss dieser Werte auf die Verteilungsdichtefunktion im Bodenbereich, resultierten aus ihnen mehrere lokale Maxima im Pflanzenbereich. Dies war durch die bereits erwähnte größere Bandbreite an vorkommenden Distanzen in diesem Bereich zu erklären. Die lokalen Maxima entstanden durch Anhäufungen von Distanzwerten innerhalb der vorgegebenen Klassenbreite (vgl. Abbildung 4.11). Im Falle der Pflanze handelte es sich bei diesen Anhäufungen um ihre Blätter. Dieses Phänomen wurde in Abschnitt 4.6.1.3 für die Bestimmung der Blattanzahl verwendet.

Im Anschluss an die Berechnung der Verteilungsdichtefunktion konnte anhand der beschriebenen Trennung zwischen dem globalen Maximum und dem ersten lokalen Maximum der Pflanze, im dazwischenliegenden Minimum das Bodenlevel festgelegt werden. Aus dieser Grenze wurde ein neues Bild mit Hilfe von Gleichung 4.10 berechnet. Das Referenzlevel entsprach hierbei der berechneten Grenze. Hierfür wurden alle Distanzen innerhalb des Bildes, die die Distanz der Grenze überschritten, sich also im Bodenbereich befanden, auf das neue Referenzlevel gesetzt.

$$D_{m,n} = \begin{cases} D_{m,n} & \text{wenn } D_{m,n} < \text{Referenz} \\ \text{Referenz} & \text{wenn } D_{m,n} \geq \text{Referenz} \end{cases} \quad (4.10)$$

Um die absoluten Höheninformationen der Bildpixel in Bezug auf das eingeführte Referenzlevel zu berechnen, wurden alle verbleibenden Distanzen von dem Referenzlevel subtrahiert. Dies resultierte in einem Distanzbild, in dem nur noch die Pflanze mit ihren absoluten Höheninformationen vorhanden war (s. Abbildung 4.12).

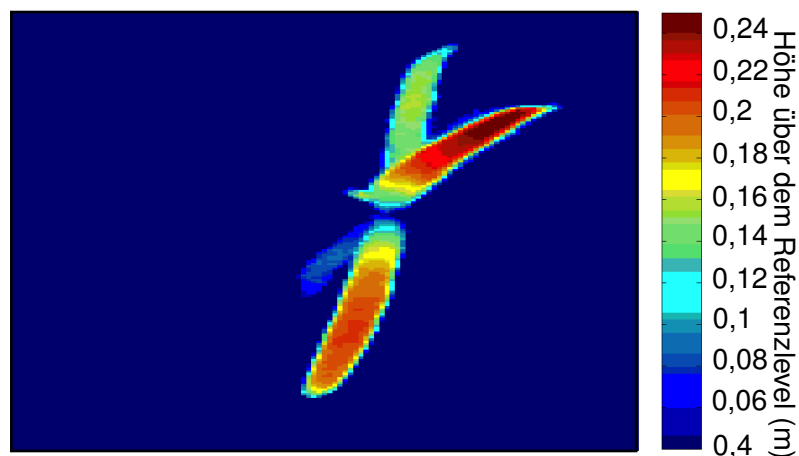


Abbildung 4.12: Korrigiertes Distanzbild

4.6.1.2 Skelettierung des Tiefenbilds

Neben den Höheninformationen der Pflanze wurde für die Bestimmung von Pflanzeigenschaften wie der Blattanzahl und der Pflanzenbreite eine Analyse der Geometrie der Pflanzendaten in dem Distanzbild benötigt. Hierfür wurde ein reduziertes Modell der Pflanzengeometrie berechnet. Ziel der Reduzierung war es, ein vereinfachtes Modell zu finden, das die von oben betrachtete Blattverteilung sowie deren seitliche Ausdehnung beinhaltet. Um diese Anforderungen zu erfüllen, eigneten sich besonders die Methoden für die Skelettierung [P. 95], [Mar86], da diese die Blattfläche auf deren Skelett reduzierten.

Die Voraussetzung für die Durchführung der morphologischen Skelettierung war das Vorhandensein eines Binärbildes. Daher wurde das erstellte Absolutwert-Bild mit Hilfe von Gleichung 4.11 auf ein Binärbild reduziert, indem das Referenz- oder auch Bodenlevel auf einen Wert von 0 und die Pflanzenbereiche auf einen Wert von 1 gesetzt wurden (vgl. Abbildung 4.13).

$$B_{m,n} = \begin{cases} 0 & \text{wenn } D_{m,n} = \text{Referenz} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.11)$$

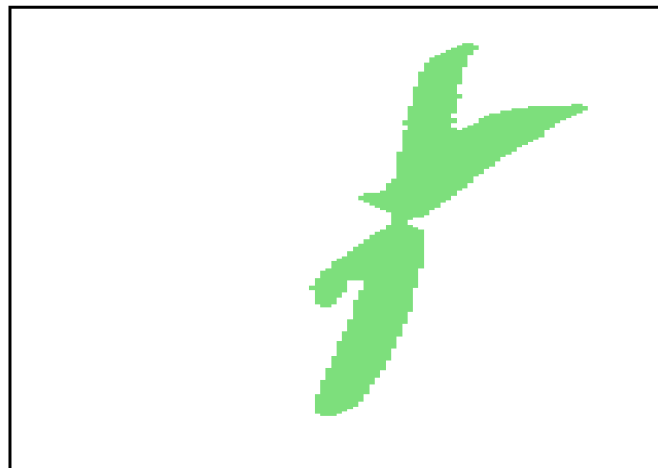


Abbildung 4.13: Binärbild

Im Anschluss wurde das Binärbild durch die morphologische Bildverarbeitungsoperation Skelettierung [P. 95] auf das Skelett reduziert. Das Ergebnis dieser Operation ist beispielhaft für das Eingangsbild in Abbildung 4.14 zu sehen.

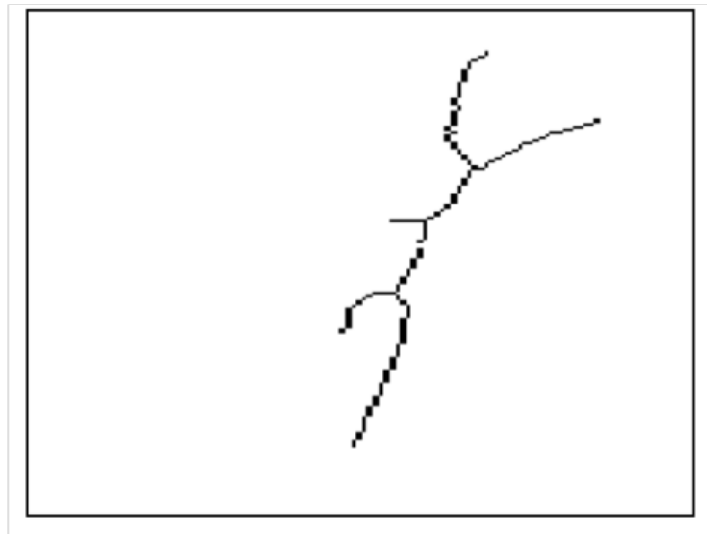


Abbildung 4.14: Skelett der Maispflanze

Ziel war die Berechnung eines vereinfachten Modells der Blattverteilung mit Hilfe der Skelettierungsmethode. Da der Skelettierungs-Algorithmus sehr empfindlich auf Einkerbungen mit der Aufspaltung des Skeletts in einen neuen Arm/Ast reagierte, blieben auch kleinere Blätter oder durch Überlappung kaum sichtbare Blätter in der reduzierten Struktur erhalten. Sobald jedoch ein Blatt vollständig von einem anderen Blatt verdeckt wurde, so dass die Blattspitze aus dieser Perspektive nicht länger sichtbar war, verschwand das Blatt ebenfalls in dem Skelett.

4.6.1.3 Bestimmung der Pflanzeigenschaften

Pflanzenhöhe Zur Bestimmung der Pflanzenhöhe wurde eine Methode entwickelt, welche auf dem Ergebnis der in Abschnitt 4.6.1.1 beschriebenen Verteilungsdichtefunktion und dem daraus resultierenden Absolutwertbild basierte. Ziel war es, die Pflanzenhöhe im Bezug auf das Bodenlevel zu bestimmen. Da bereits das Bodenlevel als Referenzlevel bestimmt werden konnte, wurde für die Bestimmung der absoluten Pflanzenhöhe der höchste Punkt der Pflanze benötigt. Da die Distanzdaten innerhalb des Bildes fehlerhafte Distanzen durch Rauschen enthalten konnten, wurde die Pflanzenhöhe mittels statistischen Methode bestimmt. Hierfür wurde das Quantil der Pflanzenpixel mit Hilfe einer Grenze von 95%, also 0.95, berechnet. Für diese Berechnung wurden die Werte des Referenzlevels ausgeschlossen.

Das Ergebnis entsprach der Grenze, unterhalb der sich 95% der Pflanzenpixel befanden. Diese Grenze

wurde als Pflanzenhöhe definiert.

Blattanzahl Für die Bestimmung der Blattanzahl wurden zwei unterschiedliche Methoden entwickelt. Die erste Methode basierte auf der in Abschnitt 4.6.1.1 eingeführten Verteilungsdichtefunktion und die zweite Methode basierte auf dem reduzierten Strukturmodell der Pflanze aus Abschnitt 4.6.1.2.

Für die erste Methode wurden erneut alle aufgetretenen lokalen Maxima oberhalb des globalen Maximums des Bodenlevels der Verteilungsdichte betrachtet. Wie in Abschnitt 4.6.1.1 erwähnt, führte eine Ansammlung von ähnlichen Distanzen zu einem lokalen Maximum. Da jedes Blatt aus einer solchen Ansammlung von zusammenhängenden Distanzwerten bestand, resultierten sie in jeweils einem lokalen Maximum (vgl. Abbildung 4.15). Dies konnte für die Blatterkennung und somit für eine Ermittlung der Blattanzahl eingesetzt werden. Somit konnte diese Methode genutzt werden, mittels der Bestimmung der lokalen Maxima-Anzahl auch die Blattanzahl zu bestimmen.

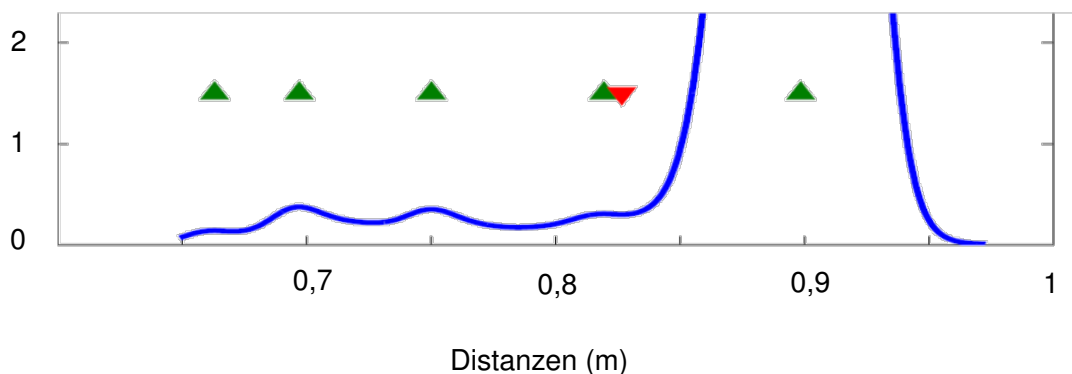


Abbildung 4.15: Blattmaxima innerhalb der Verteilungsdichtefunktion

Für die zweite Methode wurden zunächst die Endpunkte $P_{Ende,i}$ der Skelettstruktur berechnet. Dies geschah, indem man für jedes Pixel der Struktur, also für jedes auf eins gesetzte Pixel im Binärbild, die 3×3 Nachbarschaft überprüfte. Im Falle von zwei benachbarten Pixeln handelte es sich um einen Punkt inmitten der Skelettstränge, da sich die Struktur in zwei Richtungen fortsetzte. Im Falle von drei benachbarten Pixeln handelte es sich um einen Knotenpunkt, in dem sich drei Stränge verzweigen. War aber nur ein weiteres Pixel in der Nachbarschaft des untersuchten Pixels vorhanden, so befand man sich an einem Endpunkt der Struktur (vgl. Abbildung 4.16).

Wie in Abbildung 4.16 beispielhaft zu erkennen ist, resultierten die Endpunkte der Skelettstruktur aus den spitzen Enden des Binärbilds. Diese Enden entstanden in den meisten Fällen aus den Teilberei-

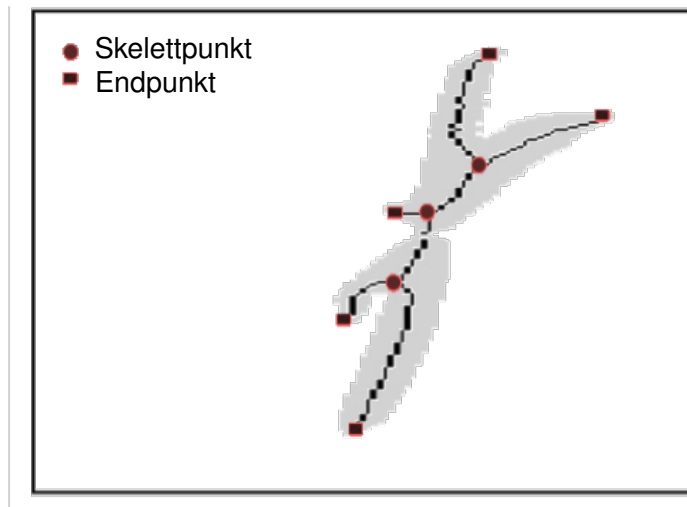


Abbildung 4.16: Endpunkte der Struktur

chen, die durch Einschnitte oder Einschnürungen separiert von anderen Strukturen aus dem Binärbild hervorstanden. Im Falle einer Maispflanze handelte es sich hierbei um die Blätter. Bei den Skelettendpunkten handelte es sich aber nicht zwangsläufig um die Blattspitzen der Pflanze. Da sich aber in den meisten Fällen diese Blattstrukturen nicht zu 100% überlappten, war davon auszugehen, dass das Top-View-Binärbild zwischen den Blattstrukturen sichtbare Einschnitte enthielt. Dieses resultierten wiederum, je nach Stärke der Einschnürung, in einem neuen Skelettstrang. Die Anzahl der resultierenden Skelettendpunkte $P_{Ende,i}$ wurde daher von dieser Methode als ein Maß der Blattanzahl genutzt. Es war zu erwarten, dass die Skelettierung und damit auch das Ergebnis der Methode nicht rotationsinvariant war. Dieser Effekt wurde besonders durch die geringe Auflösung der Kamera begünstigt. Zur Beurteilung des Einflusses der Rotation wurde in den folgenden Messungen jeweils eine zufällige Ausrichtung der Pflanze gewählt.

$$\text{Blattanzahl} = |P_{Ende}| \quad (4.12)$$

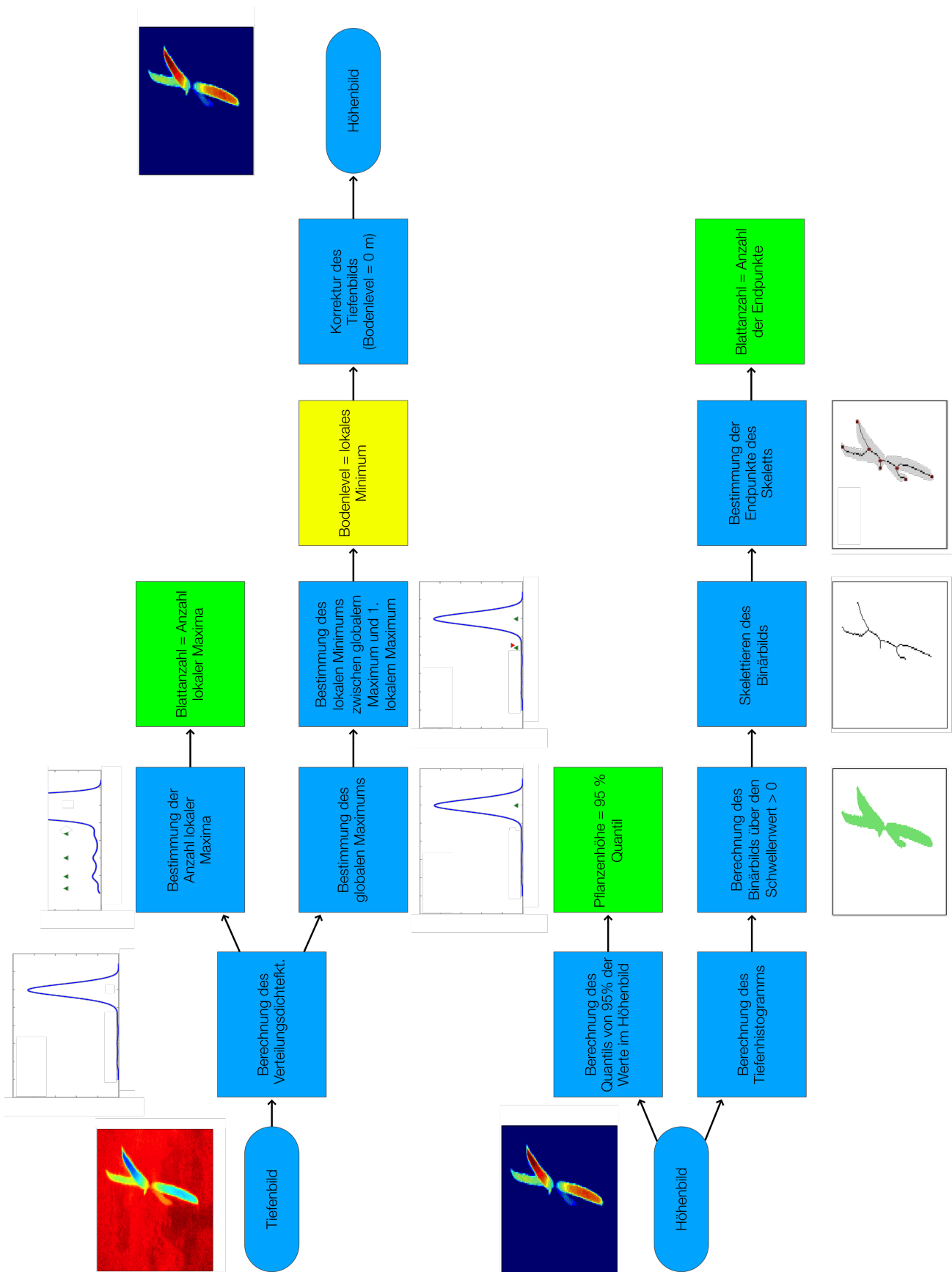


Abbildung 4.17: Übersicht: Entwickelte Top-View-Methode

4.6.2 Multi-View-Methode

Für den zweiten Lösungsansatz wurde das in Abschnitt 4.5.4 eingeführte Multi-View-Konzept genutzt. Die Datenbasis entsprach der in Abschnitt 4.6.2.5 eingeführten, auf ein gemeinsames globales Koordinatensystem bezogenen, Punktwolke. Die Punktkoordinaten lagen hierfür in kartesischer Form vor. Zur Entwicklung der auf diesem Konzept basierenden Methode zur Bestimmung der Pflanzeigenschaften wurde eine Reduzierung dieser Daten auf eine vereinfachte Struktur durchgeführt.

4.6.2.1 Berechnung des Pflanzenmodells

Zur Erstellung eines 3D-Modells aus den Punktwolken der verteilten Kameras wurde eine Rekonstruktion durchgeführt. Für diese Rekonstruktion wurden mehrere bekannte und in der 3D-Rekonstruktion bewährte Methoden nacheinander auf die Punktwolken angewandt. Zunächst wurden die Punktwolken gefiltert und die Koordinaten der Messpunkte von den lokalen Koordinatensystemen der Kameras durch Koordinatentransformation in das globale Koordinatensystem überführt. Im Anschluss daran wurde mit Hilfe einer iterativen Verschiebung der Punktwolken zueinander eine Feinausrichtung durchgeführt (vgl. [Jos02]). Abschließend wurden die ausgerichteten Punktwolken zu einem gemeinsamen Netz verbunden (vgl. [Ber99a]).

4.6.2.2 Vorverarbeitung der Messdaten

Die Rohdaten enthielten sowohl Punkte auf als auch hinter der Pflanze. Da die Kameras einen Messbereich von bis zu 7,5 m abdecken konnten, umfasste die Messung Hintergrund- und Pflanzenpixel. Da der Messraum durch die Festlegung eines Radius für die Kameraanordnung feststand (s. Abschnitt 4.5.4), konnte die maximal zu messende Distanz auf den doppelten Radius begrenzt werden.

Um den Hintergrund aus den Punktwolken zu entfernen, wurden alle Punkte mit einer z -Komponente, die größer als der Kreisdurchmesser der Messanordnung waren, entfernt. Abbildung 4.18 zeigt die Punktwolke, nachdem die Hintergrundpunkte entfernt wurden. Ebenfalls kann anhand dieser Abbildung erkannt werden, dass sich nach Durchführung der Prozedur weitere Punkte im nahen Umfeld der Pflanze befanden, welche weder der Pflanze noch dem Hintergrund zugeordnet werden konnten. Der Grund für das Entstehen dieser Messwerte lag in der Funktionsweise der Kameras. Jedes der

Kamerapixel hatte eine integrierende Funktionsweise. Dadurch wurden die auftretenden Distanzen der jeweiligen Abbildungsfläche gemittelt [Kol08].

Dieser Effekt führte insbesondere bei großen Distanzsprüngen, wie sie an Objektgrenzen und -kanten auftreten, zu einer hohen Fehlerquote. Durch den in diesem Beispiel verwendeten Hintergrund in einer ungefähren Entfernung von ca. 1,5 m entstanden an den Blattkanten hohe Distanzsprünge, welche in den in Abbildung 4.18 sichtbaren Fehlmessungen resultierten.

Um die Auswirkungen der Mittelung der Pixel zu vermindern, wäre es möglich gewesen, den Messraum durch Wände zu begrenzen. Hierdurch hätte die Höhe des Mittelwertes reduziert werden können. Trotzdem wären die Fehlmessungen in der Punktwolke erhalten geblieben. Da aber die Anzahl dieser Punkte im Vergleich zur Anzahl verfügbarer Pflanzenpunkte sehr hoch war, hätten diese zu einer fehlerhaften Rekonstruktion durch die iterative Methode *ICP* [Jos02] [Hor87] sowie bei der anschließenden Vernetzung führen können. Daher war es sinnvoll, diese Punkte aus der Punktwolke vor der Durchführung weiterer Operationen zu entfernen.

Um die fehlerhaften Punkte aus der Wolke zu entfernen, war es zunächst notwendig, Unterscheidungskriterien zwischen den Messungen der Pflanze und diesen Punkten zu definieren. Wie aus Abbildung 4.18 zu erkennen ist, liegen die nutzbaren Pflanzenpunkte, im Gegensatz zu den restlichen Punkten, in einer dichten Wolke mit kleinen Abständen zwischen den Punkten. Da aber auch die ungewünschten Punkte in kleineren Gruppen auftreten konnten, genügte es nicht, die Distanz zwischen den benachbarten Punkten als einziges Kriterium zu nutzen. Daher wurde als zusätzliche Absicherung die Anzahl der vorhandenen benachbarten Punkte in Abhängigkeit von der Distanz bestimmt. Ein fehlerhafter Punkt war demnach durch folgendes Kriterium gekennzeichnet: Er besaß in einer Entfernung von d weniger als q benachbarte Punkte. Dies entsprach im dreidimensionalen Raum einer Kugel mit dem Radius d um den Punkt, in welchem sich, für eine Klassifizierung als nutzbarer Punkt, die q benachbarten Punkte befinden mussten. Im Folgenden wird nun eine Methode zur Bestimmung von Parametern für die Distanz und die darin enthaltenen Nachbarpunkte beschrieben.

Punktwolken besitzen im Gegensatz zu Pixel- oder Voxelgrafiken keine festgelegte Nachbarschaft und da auch keine diskreten Distanzschritte enthalten sind, musste der Abstand $\overline{P_1 P_2}$ zwischen den Punkten vektoriell nach Gleichung 4.13 bestimmt werden. Um die Nachbarschaft der Punkte untereinander zu bestimmen, musste der Abstand betrachtet werden. Als nächster Nachbar galt hiernach der Punkt mit dem geringsten Abstand zum Ausgangspunkt. Mit Hilfe eines Histogramms über die vorhandenen Entfernungen zwischen den Punkten, konnte der am häufigsten auftretende Abstandsbereich festgestellt werden.

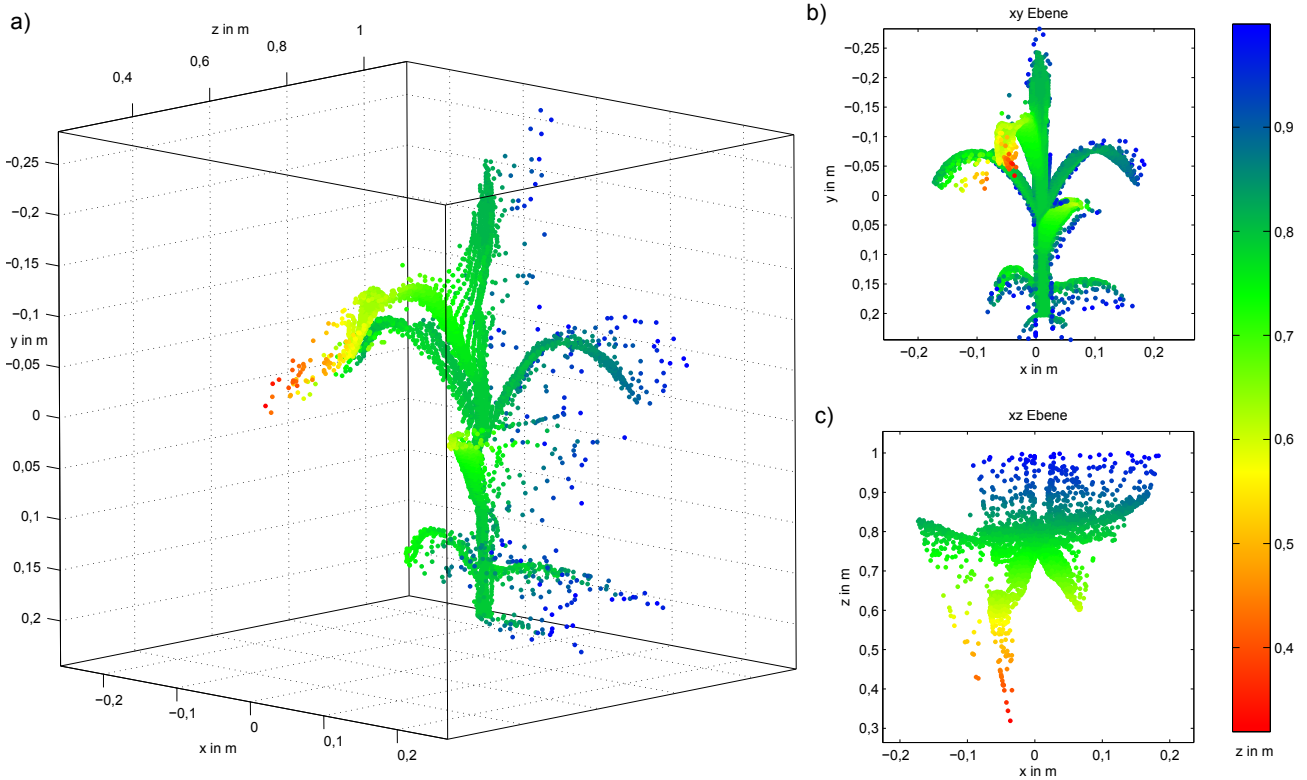


Abbildung 4.18: Punktwolke ohne Hintergrundpunkte. Blickrichtung der Kamera entspricht der z-Achse, alle Entfernungen in m, a) Punktwolke der Pflanze im Raum, b) Seitenansicht - Projektion auf die xy-Ebene, c) Draufsicht - Projektion auf die xz-Ebene

$$|\vec{P}_1 \vec{P}_2| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (4.13)$$

Es konnte also davon ausgegangen werden, dass sich die Entfernungen dieses Bereichs innerhalb der nah beieinander liegenden Punktanhäufungen der Pflanze befanden und die höheren Distanzen durch die gestreuten Punkte neben der Pflanze entstanden.

Um nun die fehlerhaften Punkte zu finden und zu entfernen, musste die Nachbarschaft jedes Punktes der Punktwolke untersucht werden. Hierfür wurden zunächst die q nächsten Nachbarn des Punktes bestimmt, wobei ein *Nearest-Neighbor*-Algorithmus zum Einsatz kam. Als Grundlage für diesen Algorithmus diente ein *k-d Baum* [Ben75] welcher die Punktverteilung im Raum anhand der Nachbarschaften visualisiert. Nachdem die Nachbarschaften der Punkte untereinander berechnet waren, wurden für

jeden Punkt die Entfernungen zu seinen nächsten q Nachbarn betrachtet. Überstieg diese die Distanz d , so wurde der Punkt aus der Punktwolke entfernt. Zur Bestimmung eines optimalen Radius d um die Punkte wurde ein Histogramm genutzt. In diesem wurden alle aufgetretenen Entfernungen zwischen den benachbarten Punkten ausgewertet. Anhand dieses Histogramms konnte ermittelt werden, in welchen Abstandsbereichen sich die gültigen Nachbarschaften und in welchen sich die Ausreißer befanden. Ein Quantil von 90 % hat sich als eine optimale Grenze für die Verwendung als Radius d in Testmessungen herausgestellt. Die Ergebnisse zu der zugehörigen Ermittlung des optimalen Quantils (vgl. Abschnitt 4.8.3.2) befindet sich im Abschnitt 5.2.2.

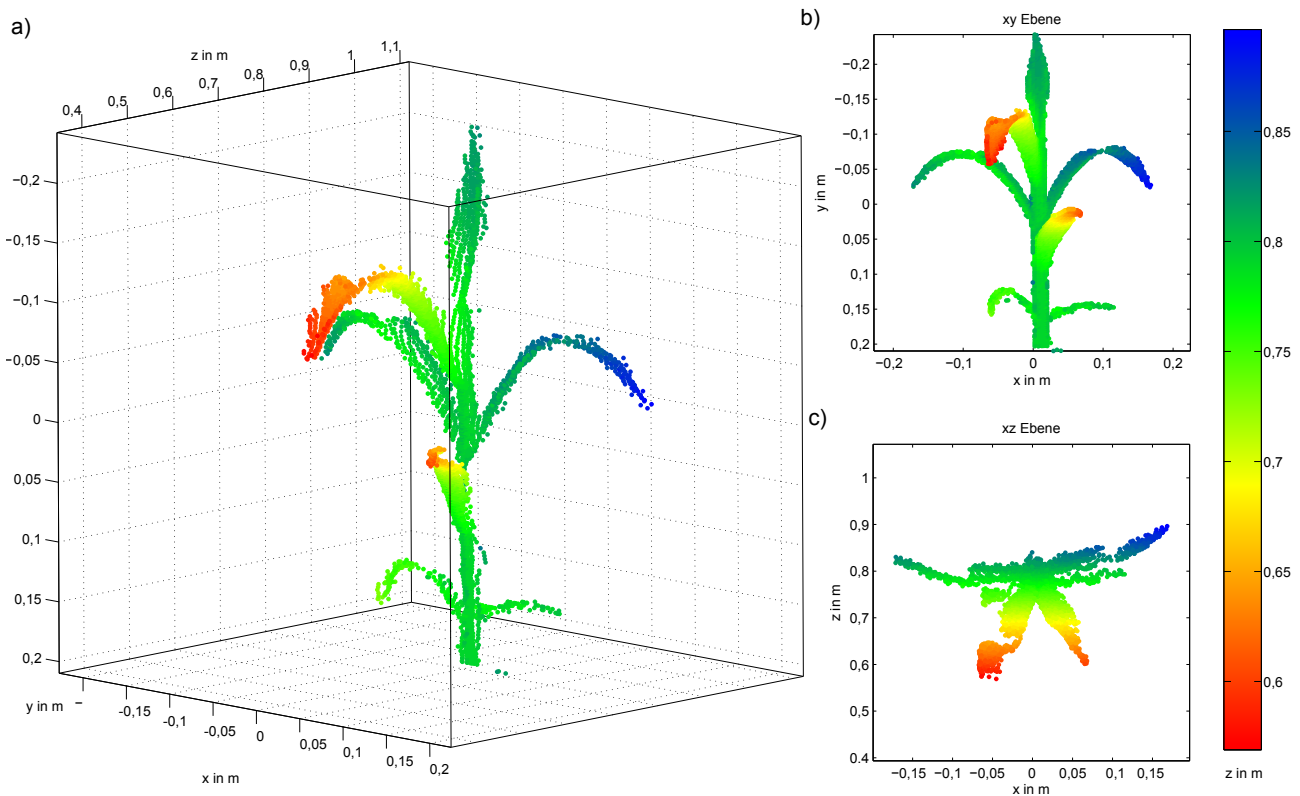


Abbildung 4.19: Gefilterte Rohdaten, Blickrichtung der Kamera entspricht der z -Achse, alle Entfernungen in m, a) Punktwolke der Pflanze im Raum, b) Seitenansicht - Projektion auf die xy -Ebene, c) Draufsicht - Projektion auf die xz -Ebene

4.6.2.3 Rekonstruktion der Pflanze

Der nächste Schritt war die Rekonstruktion der Pflanzenform aus den Punktwolken. Ihr Ziel war die Transformation der Koordinaten der Punktwolken von den lokalen Kamerakoordinatensystemen in das globale Koordinatensystem. Hierdurch erhielten die unverknüpften Punktwolken einen gemeinsamen Ursprung und konnten fortan als eine vereinte Punktwolke betrachtet und somit weiterverarbeitet werden. Grundlage für die Überführung der Punktkoordinaten in das globale Koordinatensystem war eine Koordinatentransformation. Diese setzte sich aus drei Komponenten zusammen: einer Translation, einer oder mehrerer Rotationen und einer Skalierung. Als Eingangsdaten für diese Koordinatentransformation dienten die Kameraausrichtungen und -positionen im Bezug zu dem globalen Koordinatensystem. Aus ihrer Genauigkeit ergab sich daher zwangsläufig auch die Qualität der Rekonstruktion. Da das Ausmessen des Messraums, insbesondere die Bestimmung der Rotationswinkel, sehr fehlerbehaftet war, wurden für die Rekonstruktion zwei Schritte genutzt. Im ersten Schritt wurde eine Koordinatentransformation mit den gemessenen Positions- und Orientierungsinformationen durchgeführt. Hierdurch entstand eine grobe Ausrichtung der Punktwolken zueinander. Um eine möglichst genaue Überlappung der Punktwolken zu erreichen, wurde im Anschluss eine Feinausrichtung mit Hilfe des *ICP*-Algorithmus aus [Jos02] und [Hor87] durchgeführt. Dieser war in der Lage, durch schrittweise durchgeführte Koordinatentransformation den Abstand zwischen zwei Punktwolken zu verringern. Als Beispiel für die Rekonstruktion diente eine Messung der künstlichen Referenzpflanze mit vier Kameras. Nach Gleichung 4.6 ergaben sich Winkelschritte von je 90° . Der Radius r des Kreises und damit der ungefähre Abstand der Kameras zum Pflanzenmittelpunkt betrug 50 cm. Abbildung 4.20 zeigt die vorverarbeiteten Punktwolken der vier Kameras. Da noch keine Transformation der Punkte in ein gemeinsames Koordinatensystem durchgeführt wurde, wurden für diese Abbildung alle Punkte in dem lokalen Koordinatensystem der ersten Kamera dargestellt.

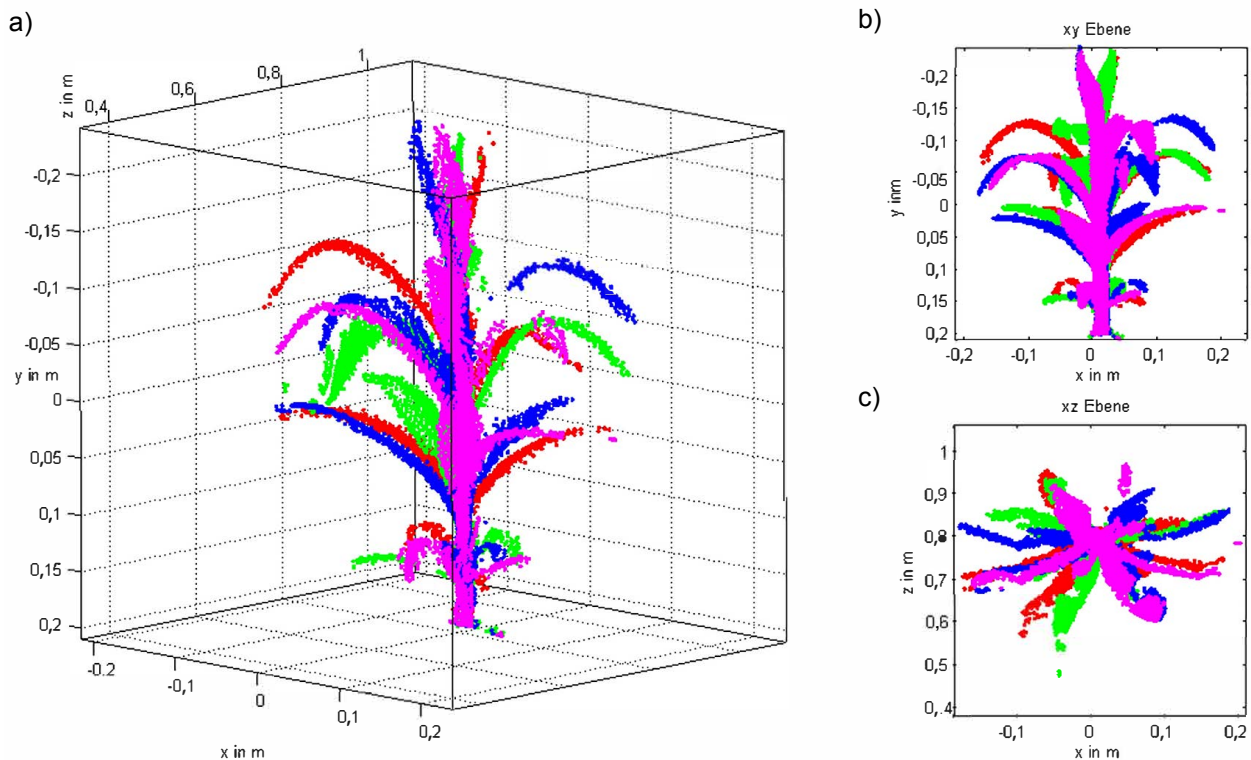


Abbildung 4.20: Unzugeordnete Punktwolken von vier Kameras in einem Koordinatensystem, Blickrichtung der ersten Kamera bei 0° entspricht der z-Achse, alle Entfernungen in m, a) Punktwolke der Pflanze im Raum, b) Seitenansicht - Projektion auf die xy-Ebene, c) Draufsicht - Projektion auf die xz-Ebene

4.6.2.4 Grobe Ausrichtung

Für die grobe Ausrichtung der Punktwolken zueinander ist eine Koordinatentransformation durchgeführt worden. Diese bestand aus einer translatorischen Verschiebung der Punkte und einer Rotation. Die Rotationsmatrix setzte sich aus den Teilrotationen um die drei Achsen x , y und z zusammen (s. Gleichung 4.14).

$$\begin{aligned}
 R(\phi, \psi, \theta) &= R_X(\phi) \cdot R_Y(\psi) \cdot R_Z(\theta) \\
 &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos \psi & 0 & \sin \psi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \psi & 0 & \cos \psi \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.14)
 \end{aligned}$$

Da, wie in Abschnitt 4.5.4 festgelegt, die xz -Achsen der lokalen Kamerakoordinatensysteme auf einer gemeinsamen Ebene lagen, beschränkte sich die Rotation auf eine Drehung des Koordinatensystems um ψ Grad um die y -Achse. Der Rotationsvektor zur Drehung des Koordinatensystems der i -ten Kamera in das globale Koordinatensystem 0 entsprach:

$${}^0R_i(\psi_i) = R_Y(\psi). \quad (4.15)$$

Selbiges betraf auch den Translationsvektor (vgl. 4.7). Hier konnte durch die gemeinsame xz -Ebene nur eine Verschiebung in x und z -Richtung durchgeführt werden. Es entfiel die y -Komponente des Vektors:

$${}^0\vec{p}_{0i} = \begin{pmatrix} x_i \\ 0 \\ z_i \end{pmatrix} \quad (4.16)$$

Zur Transformation der Punktkoordinaten in das globale Koordinatensystem wurden die Punktvektoren mit der Rotationsmatrix multipliziert und der Translationsvektor hinzu addiert.

$${}^0\vec{p}_0 = {}^0\vec{p}_{0i} + {}^0R_i \cdot {}^i\vec{p}_i \quad (4.17)$$

Da in diesem Schritt nur eine grobe Ausrichtung zueinander durchgeführt werden sollte, wurde von einer Größenanpassung durch eine Skalierung abgesehen. Zur Durchführung der Koordinatentransformation wurden die Positionsinformationen x_i und z_i sowie die Orientierung ψ_i der Kameras benötigt. Aufgrund der Anordnung der Kameras nach Gleichung 4.6 auf einer Kreisbahn um die Pflanze mit dem globalen Koordinatensystem im Mittelpunkt, konnten diese Werte nach Gleichung 4.19 und 4.20 berechnet werden. Hierbei wurde davon ausgegangen, dass sich die n_{cam} Kameras, vom Koordinatenursprung gesehen, an folgenden Winkelpositionen φ_i befanden:

$$\varphi_i = \frac{360^\circ}{n_{cam}} \cdot (i - 1); \quad n_{cam} = \text{Anzahl der Kameras} \quad (4.18)$$

Daraus ergab sich

$$\psi_i = 180^\circ + \varphi_i; \quad (\phi_i = 0; \theta_i = 0) \quad (4.19)$$

und

$$x_i = \cos \varphi_i \cdot r; \quad z_i = \sin \varphi_i \cdot r; \quad (4.20)$$

Abbildung 4.21 zeigt die Punktwolken der Kameras C_{1-4} , nachdem sie mit Gleichung 4.17 von dem lokalen Koordinatensystem in das globale Koordinatensystem K_0 transformiert wurden. Es ist zu erkennen, dass die Punktwolken der vier Kameras in den Schnittpunkt der x - und der z -Achse des neuen globalen Koordinatensystems verschoben und um die y -Achse gedreht wurden. Trotz der Transformation der Daten sind Fehler in der Ausrichtung der Punktwolken zueinander sichtbar. Diese Fehler resultierten nicht nur aus einer zu starken oder schwachen Rotation oder Translation, sondern auch aus Größenunterschieden der gesamten Punktwolken zueinander. Gründe für diese Positionierungsfehler liegen in der Messungenauigkeit, mit der die Kameraanordnung mit manuellen Methoden ausgemessen werden konnte. Bereits kleine Abweichungen der gemessenen von der tatsächlichen Position und Orientierung könnten zu großen Abweichungen innerhalb des Messraums führen. Diese beschränken sich jedoch nicht nur auf die durch die manuelle Messung hervorgerufenen Abweichungen, sondern könnten ebenfalls aus Materialfehlern - und toleranzen der Kamera sowie der Kamerachipausrichtung innerhalb des Gehäuses resultieren.

Durch Kopieren der einzelnen Punktkoordinaten der Kameradatensätze in einen gemeinsamen Datensatz hätte eine gemeinsame Punktwolke erstellt werden können. Dieser Schritt hätte jedoch die Folge gehabt, dass die Zuordnung von einzelnen Punkten zu einer Kamera verloren gegangen wäre. Um weiterhin auf die einzelnen Punktwolken zugreifen zu können, blieben die n_{cam} Datensätze, jedoch mit den transformierten Koordinaten, erhalten. Dies ermöglichte eine weitere Verfeinerung der Rekonstruktion ausgehend von den transformierten Punktkoordinaten.

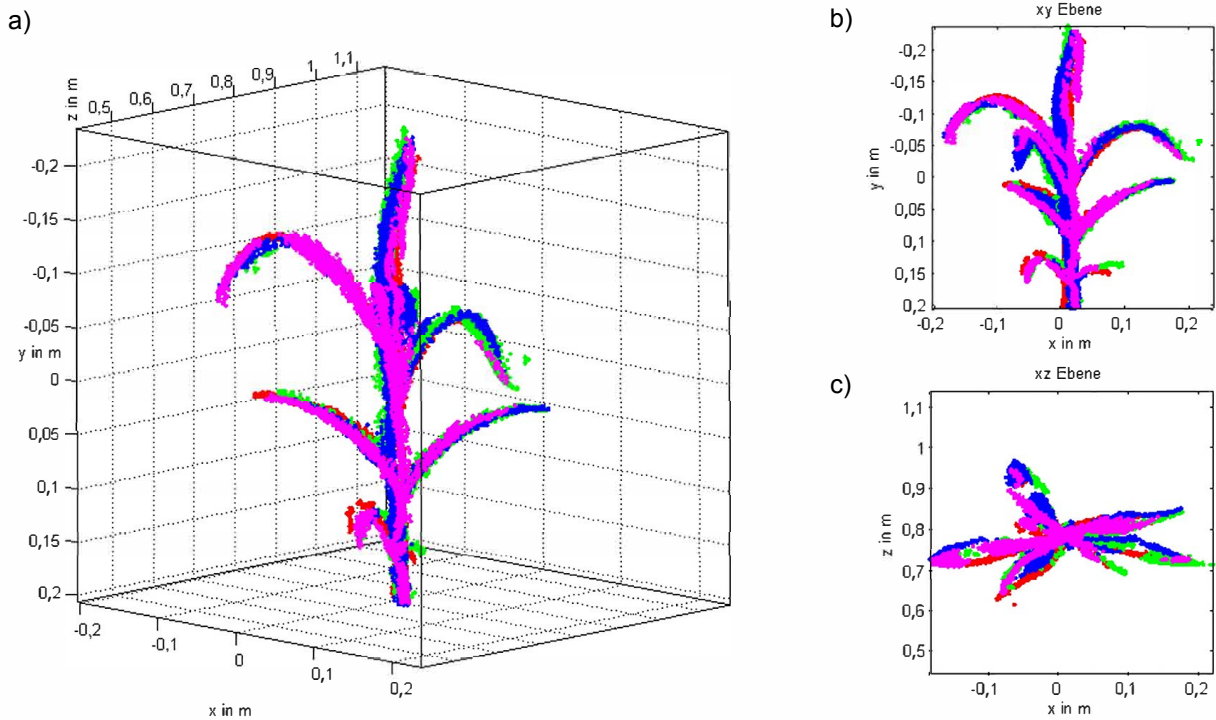


Abbildung 4.21: Punktwolken aller Kameras nach der Koordinatentransformation in das globale Koordinatensystem. Blickrichtung der ersten Kamera bei 0° entspricht der z-Achse, alle Entfernungen in m, a) Punktwolke der Pflanze im Raum, b) Seitenansicht - Projektion auf die xy-Ebene, c) Draufsicht - Projektion auf die xz-Ebene

4.6.2.5 Feine Ausrichtung mit *ICP*

Um die aus den Messungenauigkeiten entstehenden Rekonstruktionsabweichungen ausgleichen zu können, wurde ein iteratives Verfahren namens *ICP* [Jos02] [Hor87] verwendet. Dieses war in der Lage, die zwei Punktwolken durch schrittweise Rotation, Translation und gegebenenfalls auch durch Skalierung oder Scherung einander anzunähern. Ziel war es, die Größe des Positionsfehlers Schritt für Schritt zu reduzieren. Dieses Verfahren wird in der Literatur häufig für die Minimierung eines Positionierungsfehlers zwischen Punktwolken, oder Flächen und Volumenkörpern genutzt [Jos03]. Für das *ICP*-Verfahren wurden nach dem bereits beschriebenen *Nearest-Neighbor*-Verfahren zu jedem Punkt der ersten Punktwolke der Punkt aus der zweiten Punktwolke mit dem geringsten Abstand bestimmt. Der Positionierungsfehler der zwei Punktwolken zueinander berechnete sich aus dem quadratischen Abstand der einander zugeordneten zwei Punkte nach Gleichung 4.13.

Zur Reduzierung dieses Fehlers wurden die Punktwolken im Anschluss schrittweise rotiert und verschoben. Beendet wurde der Algorithmus, nachdem eine vorab definierte Fehlergrenze unterschritten worden war oder sich der Fehler (quadratischer Abstand der benachbarten Punkte) nur noch weniger als der vorgegebene Wert pro Iterationsschritt geändert hat. Um nun eine Rotation und eine Translation berechnen zu können, welche in einer Reduzierung des Abstandsfehlers resultiert, wurde der Mean Square Error (MSE) 4.21 für Punktwolke A und Punktwolke B berechnet. Ziel war es, den aus der Fehlerfunktion berechneten Fehler zu minimieren. Die Fehlerfunktion entsprach der Funktion zur Berechnung des quadratischen Fehlers des Abstands zwischen der ersten Punktwolke und einer mit Hilfe der Transformationsgleichungen 4.17 aus dem vorherigen Abschnitt rotierten und verschobenen Punktwolke. Durch partielle Differenzierung dieser Fehlerfunktion konnten die Parameter der Rotations- und Translationsmatrix berechnet werden, so dass sich daraus ein Minimum des Fehlers ergab. Die hieraus gewonnene Transformationsmatrix wurde genutzt, um damit die zweite Punktwolke zu rotieren und zu verschieben. Diese neu entstandene Punktwolke wurde wiederum als Eingangspunktwolke für einen zweiten Durchlauf genutzt. Die erste Punktwolke blieb mit den alten, nicht transformierten Koordinaten als Referenz für den zweiten Durchlauf erhalten. Dieser Ablauf wurde so oft wiederholt, bis eines der bereits erwähnten Abbruchkriterien, wie z. B. eine vorgegebene Fehlergrenze, erreicht worden war.

$$MSE = \frac{1}{N_{Wolke}} \sum_{i=1}^{N_{Wolke}} (A_i - B_i)^2 \quad (4.21)$$

Da es sich bei dem Ergebnis der Minimierung der quadratischen Abstandsfehler um ein lokales und nicht um ein globales Minimum handelte, konnte es möglich sein, dass es sich bei der aus dem Algorithmus resultierenden Anordnung der zwei Punktwolken zueinander nicht um die mit der größten Überlappung, sondern um die mit dem von der Ausgangsorientierung der zwei Punktwolken gesehene Anordnung mit dem geringsten Fehler handelte. Um mit dieser Variante des Algorithmus das beste Ergebnis zu erzielen, war es sinnvoll, bereits vor der ersten Berechnung des Minimums und anschließender Transformation eine grobe Zuordnung der Punktwolken zueinander vorzugeben. Durch eine grobe Ausrichtung der Punktwolken zueinander sowie durch Nutzung der vorher bekannten ungefähren Kameraanordnungen (s. Abschnitt 4.6.2.4), konnte diese Vorabausrichtung gewährleistet werden.

Diese Prozedur wurde für jede der k Punktwolken wiederholt. Als Referenz für die Positionierung galt nicht mehr die erste Punktwolke, sondern die bereits aus vorherigen ICP -Durchläufen ausgerichtete und zusammengefügte, gesamte Punktwolke. Hierdurch wurde gewährleistet, dass sich die verbleibenden Positionierungsfehler in nachfolgenden Durchläufen verringerten. Im Anschluss an die Feinjustierung mit Hilfe des ICP -Algorithmus erhielt man eine, wie in Abbildung 4.22 dargestellte, kombinierte

Punktwolke.

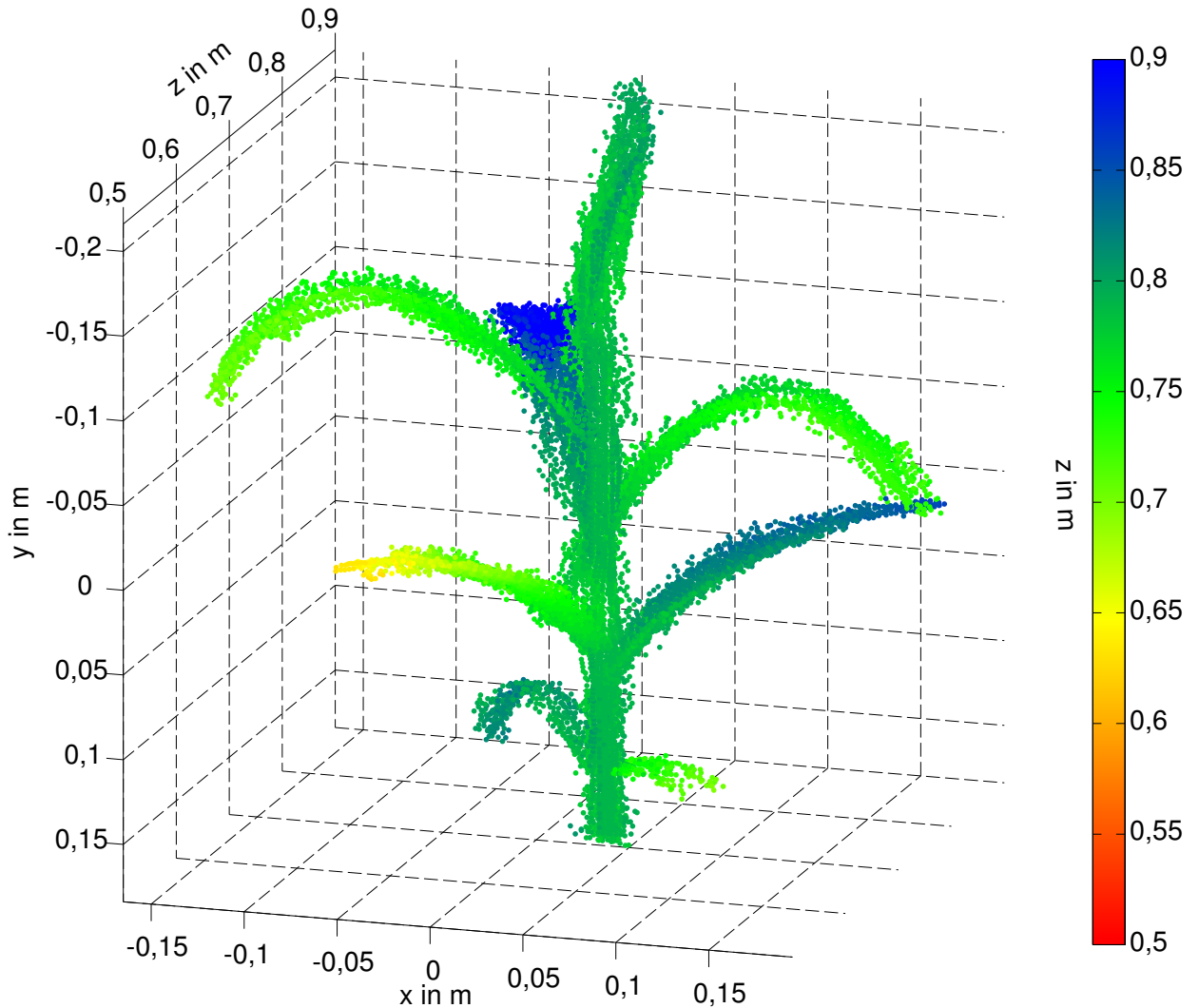


Abbildung 4.22: Rekonstruierte Kunstpflanze. Blickrichtung der ersten Kamera bei 0° entspricht der z-Achse, alle Entfernungen in m

Da durch die Zuordnung der Punktwolken zueinander eine dichtere gesamte Punktwolke entstand, war es an dieser Stelle angebracht, erneut eine Reduzierung des Rauschens durchzuführen. Hierfür wurde wieder das in Abschnitt 4.6.2.2 beschriebene Prinzip der *Nearest-Neighbor*-Berechnung zur Bestimmung der Punkte mit den größten Abständen zu ihren benachbarten Punkten genutzt. Für diesen Verarbeitungsschritt wurde ebenfalls die bestimmte optimale Quantil-Grenze von 90% genutzt (vgl. Abschnitt 4.8.3.2).

Die aus der Rekonstruktion der einzelnen Punktwolken entstandene gemeinsame Punktwolke bildete die Basis für die anschließende Vernetzung.

4.6.2.6 Vernetzung der Punktwolke

Bisher wurde die Maispflanze als eine Punktwolke aus einer zusammenhanglosen Anhäufung von Punkten betrachtet. Das bedeutet, dass die Pflanze bisher keinerlei Flächen und Volumen, lediglich die anhand der Entfernung der Punkte berechnete Nachbarschaft, besaß. Um eine Analyse der Geometrie der Pflanze durchführen zu können, wurde jedoch ein dreidimensionaler Körper mit einer Oberfläche, die eine wichtige Grundlage für die nachfolgenden Algorithmen bildet, benötigt.

Für diese Darstellung der Punktwolke als Volumenkörper wurden unterschiedliche Methoden zur Vernetzung betrachtet. Durch eine Vernetzung wurden die Punkte der Punktwolke mit Linien verbunden und somit Flächen erzeugt. Diese bestanden aus jeweils drei Punkten (Vertex) und ergaben daher immer ein Dreieck. Bei dieser Darstellung wurde der Körper aus einer Ansammlung von dreieckigen Flächen erzeugt. Hierfür wurden die Flächen, bestehend aus den drei Vertices, als eine Liste gespeichert.

Für die Erzeugung dieser Flächen aus den vorhandenen Punkten standen mehrere Methoden zur Vernetzung von Punktwolken zur Verfügung. Einige von ihnen, wie z. B. die Triangulation mit Hilfe von Delaunay [Ber08], vernetzten die Punktwolke nur anhand ihrer Nachbarschaftsstruktur. Bei diesem Beispiel bildeten drei Punkte ein vernetztes Dreieck, sobald der Umkreis dieses Dreiecks keine weiteren Punkte der Punktwolke enthielt. Dies bedeutete aber, dass durch diese, als einzig geltende Bedingung, die Struktur der Punktwolke keine Rolle spielte. Es wären z. B. auch weit entfernte Punkte, wie es bei den Endpunkten der Blattspitzen der Fall war, vernetzt worden, solange kein weiterer Punkt in dem Umkreis des resultierenden Dreiecks vorhanden war (s. Abbildung 4.23). Neben der Vernetzung dieser Punkte hätte es ebenfalls eine Vielzahl von Dreiecken innerhalb der Pflanze gegeben. Das Resultat wäre eine unübersichtliche Anhäufung von vernetzten Punkten und damit auch eine große Datenmenge gewesen.

Sinnvoller erschien es daher, auf Algorithmen zur Vernetzung zurückzugreifen, welche die Struktur ebenfalls bewerteten. Zu ihnen gehörten unter anderem der *Ball-Pivoting*-Algorithmus [Ber99a] und *Alpha-Shapes* [Ber97]. Beide Algorithmen verwendeten Kreise (2D) und Kugeln (3D) mit einem Radius r_{Ball} als Maske für die Erstellung des Netzes. Diese Masken wurden über die Punktwolke bewegt. Ziel

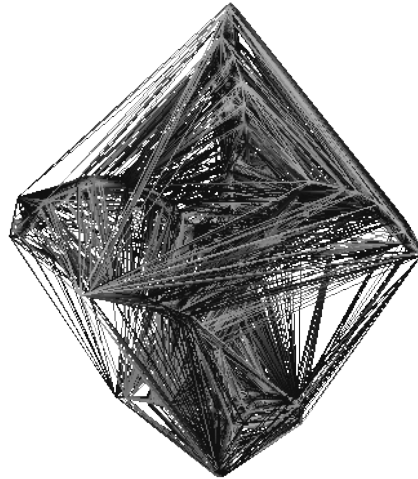


Abbildung 4.23: Vernetzung der rekonstruierten Punktwolke der Kunstpflanze mit Delaunay

dieser Überprüfung war es, drei Punkte zu finden, die sich auf der Kreisoberfläche anordnen ließen, und somit durch Verbinden eine Dreiecksfläche im Kreiskörper bildeten (s. Abbildung 4.24). Nachdem ein Startdreieck gefunden war, wurde die Kugel weiter über die Punktwolke bewegt. Dabei blieb der Kontakt zu zwei der drei Punkte bestehen und die Kugel wurde über die aus den zwei Punkten definierte Kante gerollt, bis ein weiterer Punkt berührt wurde. Um, im Gegensatz zu dem zuvor beschriebenen Delaunay-Verfahren, nur die Oberfläche der Punktwolke und nicht alle Punkte auf die beschriebene Maskenbedingung innerhalb der Pflanze zu vernetzen, wurde eine weitere Bedingung aufgestellt. Diese forderte, dass eine Vernetzung von drei Punkten auf der Kreisoberfläche nur dann durchgeführt werden dürfe, solange sich keine weiteren Punkte innerhalb des Maskenkreises befänden. Durch diese Bedingung wurde gewährleistet, dass nur Punkte am Rand der Punktwolke vernetzt wurden, was zu einer aus Dreiecksflächen bestehenden Oberfläche führte (s. Abbildung 4.24).

Wie Abbildung 4.24 (a) + (b) erkennen lässt, enthält die vernetzte Oberfläche sowohl Löcher als auch Bereiche, in denen Details durch die Vernetzung verloren gegangen sind. Ein Beispiel für einen solchen

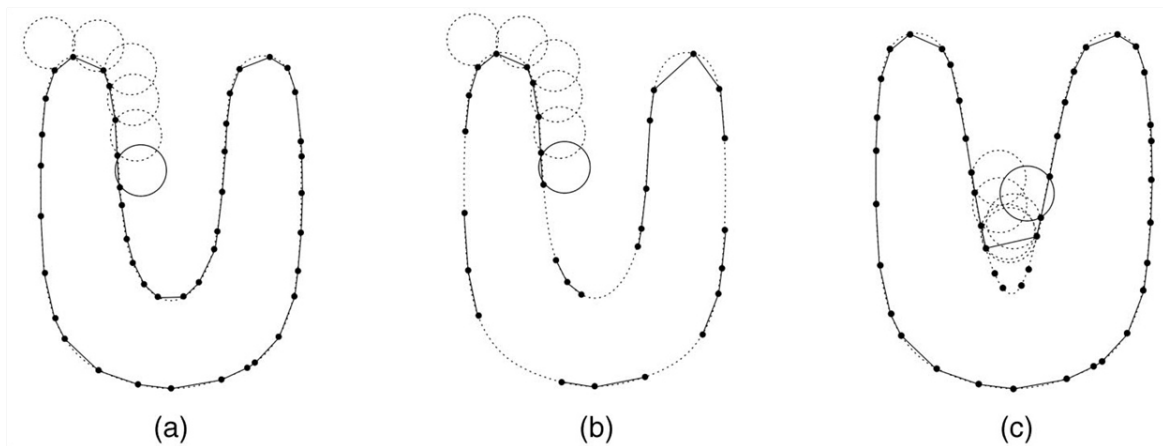


Abbildung 4.24: *Ball-Pivoting-Algorithmus* [Ber99a]. 2D-Darstellung des Einflusses der Kreisgröße und Punktabstand auf die Vernetzungsqualität

Bereich an einer realen Pflanze war der Bereich der Blattscheide, da dort das Blatt in einem immer schmäler werdenden Spalt im Hauptstrang der Pflanze endete. Dies resultierte aus der Abhängigkeit von dem vorgegebenen Radius r_{Ball} der Kugel. Im Falle eines zu großen Radius wurden bereits Punkte zwischen dem Hauptstrang und dem Blatt weit oberhalb der Blattscheide vernetzt. In diesem Fall war die Krümmung des Objektes an dieser Stelle größer als $\frac{1}{r_{Ball}}$ und die Kugel passte somit nicht mehr zwischen die Punkte (s. Abbildung 4.24 (c)). Dies verfälschte den Endpunkt des Blatts. Durch eine Reduzierung des Radius konnte dieses Problem geringfügig reduziert werden. Neben der Wahl eines geeigneten Radius bestand der begrenzende Faktor der Vernetzung dieses Pflanzendetails in der zur Verfügung stehenden Qualität der Datenbasis. Diese war ein Resultat aus der Kameraauflösung, dem Herausfiltern des Rauschens der Kamera, und der dreidimensionalen Rekonstruktion.

Um mit den gegebenen Daten eine gute Vernetzung, welche sowohl Details als auch große Flächen verarbeiten kann, zu gewährleisten, war es notwendig, den Radius der Kugel an die Gegebenheiten der Punktwolke anzupassen. Als Lösung hierfür war es möglich, den Vernetzungsalgorithmus mehrfach hintereinander auf die Punktwolke anzuwenden. Hierfür wurde der Radius der Kugel mit jedem Durchlauf erhöht, um zunächst detailreiche Bereiche der Punktwolke mit einer hohen Punktdichte und im Anschluss große Flächen mit einer niedrigeren Punktdichte zu vernetzen. Um den Startradius, sowie die danach folgenden Radiussschritte zu bestimmen, wurde eine an das beschriebene Verfahren angelehnte Berechnung für drei Durchläufe genutzt. Diese bestimmte zunächst den Abstand jedes Punktes zu seinen zwei nächsten Nachbarn, die mit Hilfe des in Abschnitt 4.6.2.2 beschriebenen *Nearest-Neighbor*-Verfahrens gefunden wurden, und den Abstand zwischen ihnen. Der daraus resultierende größte Abstand entsprach dem für die Vernetzung der drei Punkte benötigten Kugelradius. Die Abstän-

de wurden sortiert und anhand von Quantilen die Radien für die drei Durchläufe bestimmt. Als Schritte für die drei Grenzen der Quantile wurden 25%, 50% und 90% gesetzt. Die erste Grenze ermöglichte die Vernetzung der Details, da hier ein kleinerer Radius genutzt wurde, bei dem nur 25% der Punkte vernetzt werden würden. 50% entsprach dem Median der Entfernungen. Die Nutzung dieser Entfernung als Radius resultierte in einer gleichmäßigen, aber in Gebieten mit einer niedrigen Punktdichte löchrigen, Vernetzung. Um diese Löcher zu schließen, wurde nun ein sehr großer Radius genutzt mit dem sich 90% der Punkttrios vernetzen ließen. Das Ergebnis dieser drei nacheinander durchgeführten Vernetzungsschritte ist in Abbildung 4.25 zu sehen.

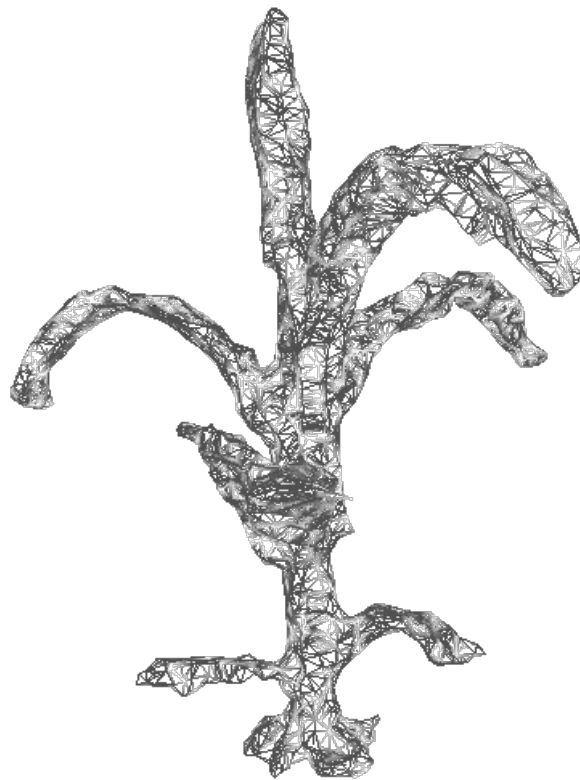


Abbildung 4.25: Vernetzte Kunstpflanze

4.6.2.7 Glätten des Netzes

Wie in Abbildung 4.25 zu sehen, entstand durch die Vernetzung kein glattes Netz, sondern ein Netz, das zahlreiche Spitzen und Täler enthält. Diese entstehen durch das hohe Rauschen der 3D-Kameras

im Vergleich zur vermessenen Objektgröße. Um eine gleichmäßige Oberfläche aus dem Netz zu erhalten, war es notwendig, das Netz zu glätten. Zur Glättung des Netzes wurde hier die Methode *Laplacian-Smoothing* [Vol99] unter Verwendung des Laplace-Operators genutzt. Diese Methode basiert darauf, den aus dem Netz hervorstehenden Punkt in die Ebene aus seinen benachbarten Punkten, mit denen er vernetzt ist, zu bewegen. Damit wurde nicht nur das Netz gleichmäßiger, sondern auch die Koordinaten der Vertices, aus denen das Netz besteht verändert, wodurch der Rand der Punktwolke von einem Großteil des Rauschens befreit und ebenfalls gleichmäßiger verteilt werden konnte.

Zur Durchführung dieser Operation wurden alle Vertices V_i des Netzes nacheinander betrachtet und die Vektoren $\vec{d}_{\text{Nachbar},i}$ dieser Punkte zu den mit ihnen verbundenen Nachbarpunkten $P_{\text{Nachbar},1..n_{\text{Nachbarn}}}$ mit n_{Nachbarn} als Anzahl der benachbarten Punkte bestimmt. Aus dem Mittelwert ließ sich ein Vektor nach Gleichung 4.22 berechnen, der dem Laplace-Operator \vec{L} entsprach und mit welchem der Vertex verschoben wurde (vgl. Abbildung 4.32).

$$\vec{L} = \frac{1}{n_{\text{Nachbarn}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{Nachbarn}}} \vec{d}_{\text{Nachbar},i} \quad (4.22)$$

Zusätzlich zu der Berechnung des resultierenden Vektors aus den Mittelwerten war es nach [Cao10] ebenfalls möglich, die einzelnen Vektoren zwischen dem Vertex und den Nachbarpunkten zu gewichten. Diese Gewichtungen ermöglichten die Bevorzugung einer Richtung des Vektors und somit das Verhalten der Glättung. Für die hier implementierte Glättungsmethode wurde jedoch auf eine Gewichtung verzichtet und ein $\omega = 1$ für alle Vektoren genutzt, um eine gleichmäßige Verteilung der Punkte zu erreichen.

Um eine Glättung des gesamten Netzes zu erreichen, wurde das beschriebene Verfahren auf alle Vertices des Netzes angewandt. Dies konnte sowohl iterativ, also mit den neu berechneten Vertexpositionen als Eingangsdaten für die folgenden Berechnungen, als auch mit den ursprünglichen Positionen durchgeführt werden. Für die Umsetzung des Algorithmus wurde die iterative Variante gewählt, da diese weniger fehlerhafte Ausreißer in den Eingangsdaten durch die vorherige Filterung der Vorgängervertices enthielt.

Wie in Abbildung 4.27 zu sehen ist, entstand durch das Filtern von Spitzen im Netz durch die Anwendung des *Laplacian-Smoothing* eine gleichmäßigere Oberfläche. Durch wiederholtes Ausführen des Algorithmus konnte die Oberfläche weiter geglättet werden. Ein Nachteil hierbei war, dass durch die

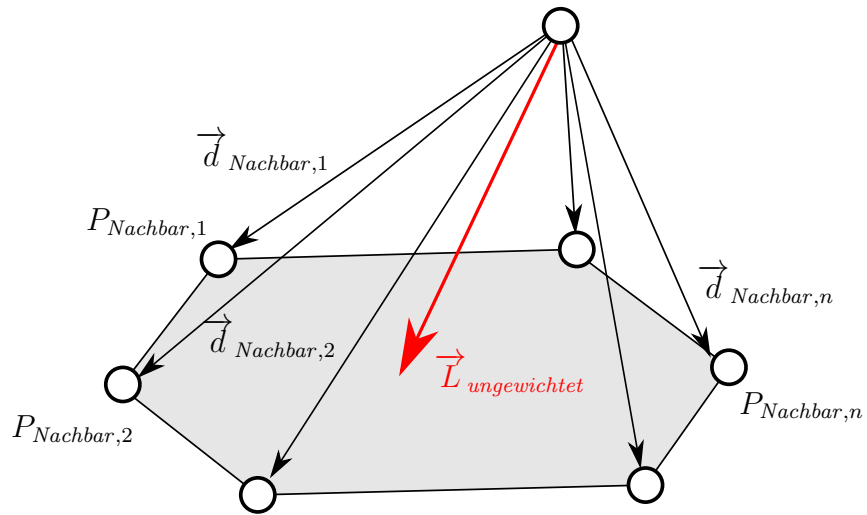


Abbildung 4.26: Ungewichtete Laplace-Glättung. Abbildung nach [Nea06]

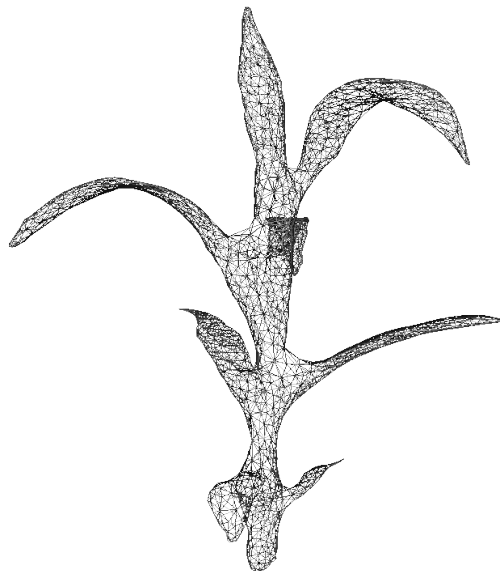


Abbildung 4.27: Geglättetes Netz

Wiederholung eine fortlaufende Verschiebung der Vertices in Richtung des Körperinneren stattfand [Vol99]. Das Resultat war die Reduzierung des Körpervolumens und der Details. Aus diesem Grund wurde auf eine Wiederholung des Vorgangs verzichtet. An Abbildung 4.27 lässt sich erkennen, dass die Bereiche zwischen dem Stängel und den Blättern der künstlichen Maispflanze, trotz der Glättung des Netzes, weiterhin verbunden sind.



Abbildung 4.28: Berechneter Volumenkörper der künstlichen Maispflanze

4.6.2.8 Skelettierung des 3D-Modells

Wie bereits für die Top-View-Methode dargestellt, wurde auch für die Multi-View-Methode ein Skelett als Grundlage für weitere Berechnungen genutzt. Das Skelett repräsentierte im dreidimensionalen Raum ebenso wie bei der 2D-Darstellung eine Rückführung der Pflanzenstruktur auf ein reduziertes Modell. Hier entsprachen ebenfalls die Skelettstränge der morphologischen Struktur der Pflanze und somit der Geometrie von Stängel und Blättern.

Im Gegensatz zu dem Skelett für die 2D-Darstellung konnten für die Berechnung der Struktur in diesem Fall keine klassischen morphologischen Bildverarbeitungsalgorithmen, wie z. B. das Skelettieren [P. 95] genutzt werden. Der Grund dafür lag in der Voraussetzung einer festen Nachbarschaftsbeziehung, wie

sie bei binären Pixel- und Voxelstrukturen vorhanden ist. Wie aber bereits in Abschnitt 4.6.2.2 erwähnt, basierte die 3D-Darstellung mit Hilfe von Punktwolken auf keiner Nachbarschaftsbeziehung, sondern auf der Verknüpfung von Punkten durch Dreiecksbeziehungen.

Um dennoch eine Reduzierung der Punktwolke auf ein Skelett durchführen zu können, wurden die Methoden von [Au08] und [Cao10] basierend auf der in Abschnitt 4.6.2.7 dargestellten Laplace-Glättung aus [Vol99] genutzt. Wie erwähnt, resultierte aus der Glättung mit Hilfe des Laplace-Operators einerseits ein gleichmäßigeres Netz und andererseits ein Schrumpfen der Struktur, da die Vertices V durch die Verschiebung auf die gemeinsame Ebene aus der Nachbarvertices verschoben wurden, und sie damit weiter ins Innere der Punktwolke wanderten. Dieser Effekt wurde für die Berechnung des Skeletts genutzt. Ziel war es, durch wiederholtes Anwenden dieser auf dem Laplace-Operator basierenden Verschiebung für alle Vertices V eine kontinuierliche Bewegung in Richtung des Skeletts der Punktwolke durchzuführen (vgl. Abbildung 4.29).

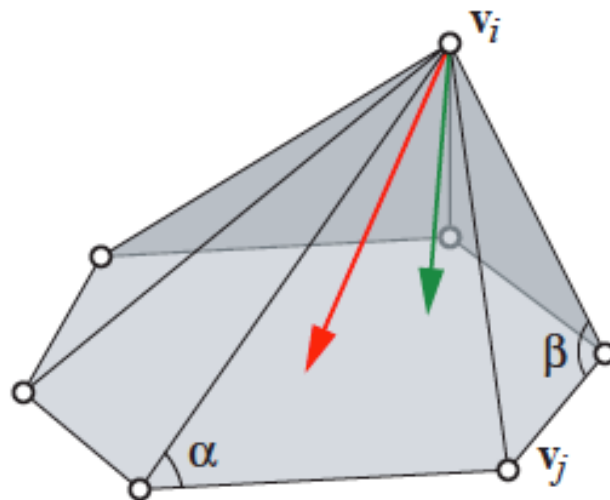


Abbildung 4.29: Gewichtete Laplace-Glättung [Nea06]

Um die Bewegung in die gewünschte Richtung zu beschleunigen, wurde für die Berechnung des Verschiebungsvektors (im Gegensatz zu der normalen Glättung) eine Gewichtung ω_{ij} abhängig von der Orientierung der benachbarten j Vertices V_j zu dem zu verschiebenden Vertex V_i genutzt [Au05]. Die Kanten zwischen den benachbarten Vertices wurden mit K_{V_i} bezeichnet. Der Laplace-Operator L wurde für diese Methode wie folgt definiert:

$$L_{ij} = \begin{cases} \omega_{ij} = \cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij} & \text{wenn } (i,j) \in K_{V,i} \\ \sum_{(i,k) \in K_{V,i}}^k -\omega_{ij} & \text{wenn } i = j \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.23)$$

Durch die Cotangens-Gewichtung ergaben sich nach [Au08] die Laplace-Koordinaten δ , die nach innen gerichtete Krümmungsfluß-Normale nach Gleichung 4.24 mit der Fläche $A_{Nachbarn,V,i}$ der lokalen mittleren Krümmung $\kappa_{V,i}$ und dem nach Außen gerichteten Normalenvektor $n_{V,i}$ im Vertex V_i .

$$\delta = LV = [\delta_1^T, \delta_2^T, \dots, \delta_n^T]^T \quad (4.24)$$

$$\delta_i = -4A_{Nachbarn,V,i}\kappa_{V,i}n_{V,i} \quad (4.25)$$

Durch Lösung der Gleichung

$$LV' = 0 \quad (4.26)$$

wurden nach [Au08] die Normalen-Komponenten entfernt und somit schrumpfte das Mesh.

Im Idealfall würde man die Verschiebung der Vertices solange fortsetzen, bis eine Linie erreicht ist. Da es keine Verbindung zwischen den Punkten gab, und es sich aber um ein iteratives Verfahren handelte, wurde dieser Zustand jedoch nie erreicht. Daher war es sinnvoll, eine Bedingung für die Beendigung der Verschiebungsschleife aller Vertices festzulegen. Wie bereits bei dem *ICP*-Algorithmus wurden die Änderungen auch hier durch die kontinuierliche Verbesserung in der Positionierung von Schritt zu Schritt geringer. Daher konnte die absolute Größe der Verschiebungsvektoren als Abbruchbedingung genutzt werden. Hier galt, je kleiner diese Größe gewählt wurde, desto dünner wurde die resultierende Punktwolkenstruktur. Das Abbruchkriterium wurde auf 1 mm festgelegt. Sobald also keine Verschiebung der Punkte um mehr als 1 mm möglich war, wurde die Schleife abgebrochen. Diese Grenze wurde festgelegt, weil eine genauere Positionierung bei einem Rauschlevel im Mittel von bis zu 1,5 cm

als nicht sinnvoll erachtet wurde.

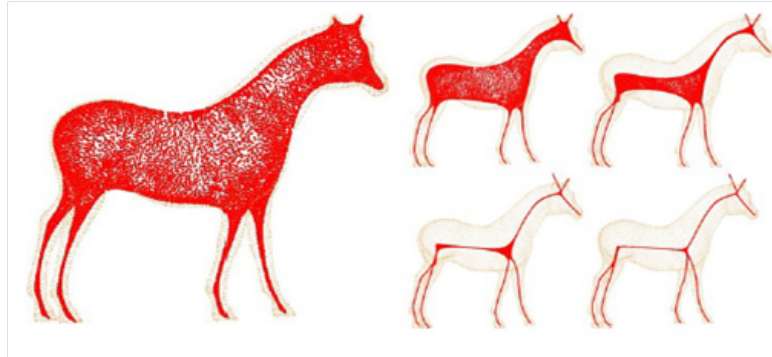


Abbildung 4.30: Skelettierungsbeispiel aus [Cao10]

Nachdem die Durchläufe zum Schrumpfen der Punktwolke beendet waren, also die Abbruchbedingung erreicht wurde, lag eine auf eine dünne Punktwolke reduzierte Variante der Ursprungswolke vor. In diesem Zustand war bereits eine skelettähnliche Struktur der Punktwolke zu erkennen. Im nächsten Schritt war es notwendig, die bereits eng beieinander liegenden Punkte der Wolke zu vernetzen, um zu einem Skelett zu gelangen. Ziel war die Darstellung der Äste der Punktwolke durch verbundene Linien. Hierfür wurde die in [Cao10] beschriebene Methode verwendet.

Beginnend bei dem tiefsten Punkt (im Bezug auf die y -Koordinate), wurde ein Umkreis mit einem zuvor definierten Radius gelegt. Der am weitesten vom diesem Ausgangspunkt entfernteste Punkt innerhalb der umhüllenden Kugel wurde durch eine Linie mit dem Ausgangspunkt verbunden. Diese Verbindung wurde, wie bei den Dreiecken zur Vernetzung der Punktwolke, als eine Struktur aus zwei Punkten im Raum gespeichert. Nach dieser Prozedur diente der gefundene Punkt als neuer Startpunkt und wurde damit zu einem Skelettpunkt. Alle innerhalb der Kugel befindlichen Punkte wurden als dem Skelettpunkt zugehörig gespeichert. Diese wurden nach dem vollständigen Durchlauf, wie in [Cao10] beschrieben, erneut bewertet, um auch feine Verästelungen darstellen zu können. Hierfür wurde überprüft, ob die zugehörigen Punkte zweier Skelettpunkte, die noch nicht direkt durch einen Skelettstrang verbunden sind, einen gemeinsamen Punkt auf deren 1-Ring-Nachbarschaft besitzen. War dies der Fall, so wurden auch die zwei Skelettpunkte miteinander verbunden, wodurch Dreiecksverbindungen entstanden. Eine solche Überlappung von gemeinsamen Punkten trat insbesondere in breiteren Punktansammlungen, wie zum Beispiel im Bereich der Blattscheiden auf. Im Anschluss wurde die in [Cao10] beschriebene Reduzierung der überschüssigen Dreiecksverbindungen durchgeführt.

Durch die Anpassung des Radius des Umkreises oder der Kugel konnte der Detaillierungsgrad des

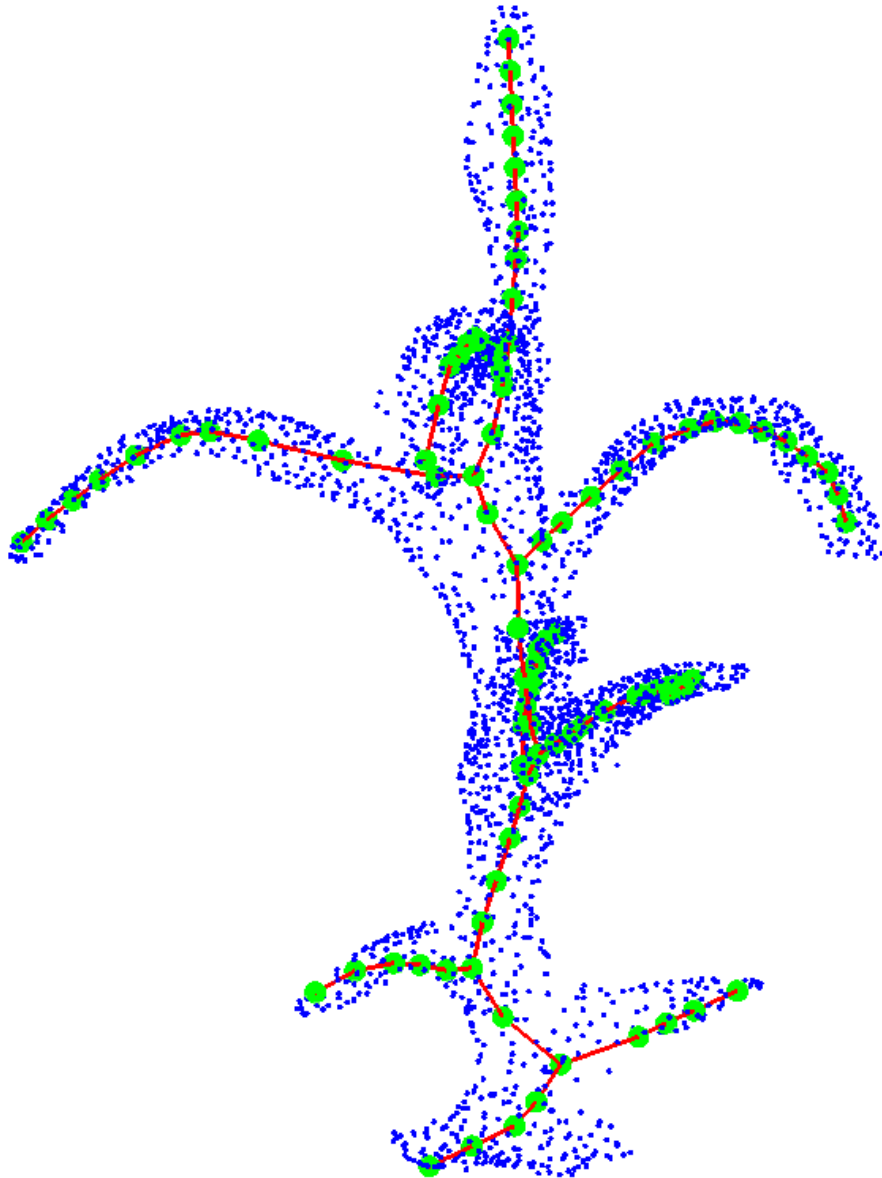


Abbildung 4.31: Skelett der Punktwolke

Skelettes beeinflusst werden. Durch eine Verkleinerung des Radius konnte erreicht werden, dass auch sehr kleine Blätter durch mehrere Teilstücke dargestellt und ebenfalls die schmale Öffnung zwischen Stängel und Blattscheide erkannt wurde. Der Nachteil der Wahl eines sehr kleinem Radius im Verhältnis zu der in der Punktwolke erkennbaren Struktur war, dass große Objekte wie Blätter in zwei Skelettstränge aufgeteilt wurden, falls sich größere Lücken in der Punktwolke befanden. Im Gegensatz hierzu resultierte ein zu groß gewählter Radius im Verschwinden von wichtigen Details, wie z. B. den bereits erwähnten kleinen Blättern. Dies lag darin begründet, dass sich der Skelettast an diesen Stellen nicht teilen würde, da sich die Punkte der Blattspitze innerhalb des Umkreises des Skelettastes des Stängels befänden. Um sowohl den feinen Strukturen von kleinen als auch den großen Strukturen von größeren Pflanzen gerecht zu werden, musste der Radius zusätzlich an die Größe der Pflanze angepasst werden. Hierfür wurde eine Anpassung des Radius genutzt. In diesem Zusammenhang wurde eine Normierung der Pflanzenmaße auf die Pflanzhöhe vorgenommen, indem jeder Wert durch die Höhe der Pflanze dividiert wurde. Hierdurch konnte für jede Objektgröße der gleiche Radius genutzt werden. Um den optimalen normierten Radius zu finden, wurden mehrere Versuchsreihen durchgeführt, um die Auswirkungen einer Veränderung dieses Wertes zu analysieren. Hierbei zeigte sich, dass es sinnvoll war, den Radius an die größte Struktur, also an das Blatt, anzupassen. Da das Blatt in Richtung der Blattlänge, also von der Blattspitze zur Blattscheide, aber nicht in Richtung der Blattbreite in einzelne Skelettsegmente unterteilt werden sollte, wurde als Radiusgröße ein Wert gewählt, der zwischen der durchschnittlichen normierten Blattlänge und der normierten Blattbreite der für die Entwicklung der Methode genutzten künstlichen Maispflanze lag.

Um die Aufteilung des Blattes in Richtung seiner Breite zu verhindern, wurde der Wert des Radius so gewählt, dass er in jedem gemessenen Fall die Blattbreite überstieg.

Wendete man die oben beschriebene Methode zur Skelettierung von Punktwolken auf die rekonstruierte Punktwolke aus Abschnitt 4.6.2.5 an, entstand das in Abbildung 4.31 sichtbare Ergebnis.

Wie in Abbildung 4.31 zu erkennen ist, wurde die Punktwolke auf ein zentrales Skelett (hier rot) reduziert. Die den Skelettsträngen zugrunde liegenden Punkte (im Folgenden Skelettpunkte) sind grün gekennzeichnet. Zur weiteren Verarbeitung wurde das Skelett als eine Struktur aus den roten Teilstücken und dem zugehörigen Index i der Skelettknotenpunkte $S_{Knoten,i}$ des jeweiligen Teilstücks $S_{Teilstück,i}$ gespeichert. Über diesen Index war es möglich, die Koordinaten der Skelettpunkte zu bestimmen. Die Struktur konnte folglich als eine Adjazenzmatrix $M_{Teilstücke}$ aus verknüpften Skelettpunkten dargestellt werden.

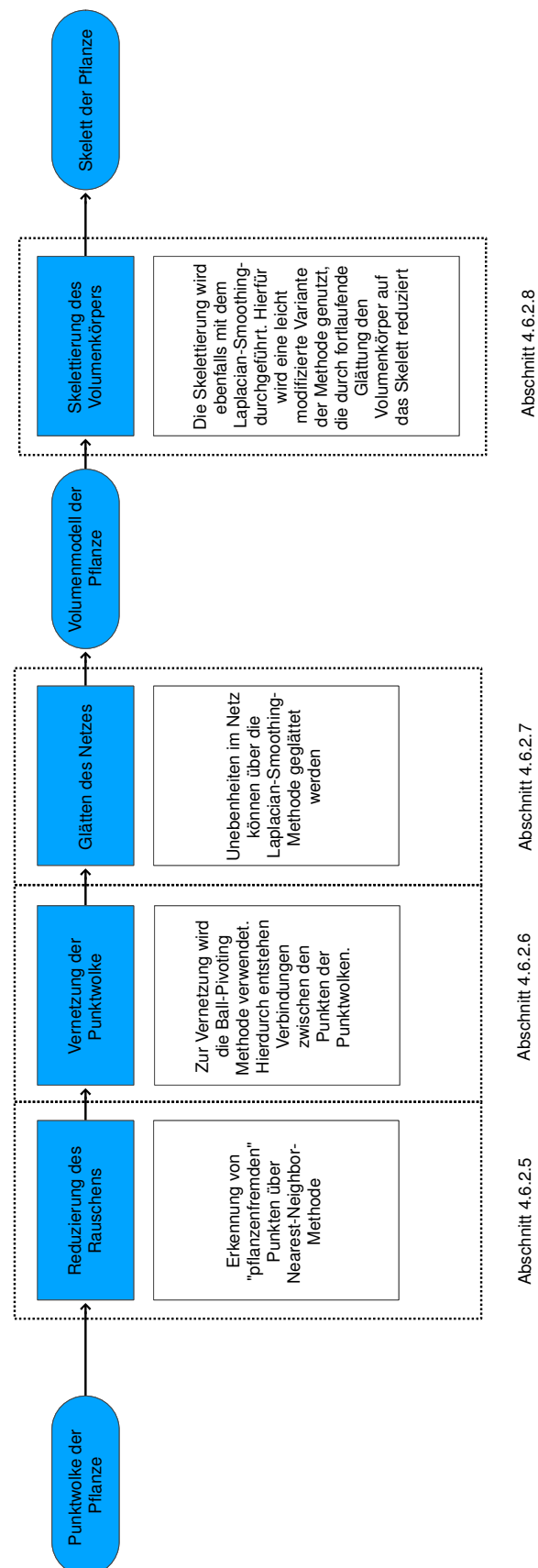


Abbildung 4.32: Übersicht: Von der Punktwolke zum Volumenkörper

4.6.2.9 Bestimmung von charakteristischen Pflanzenpunkten

Das im vorherigen Abschnitt bestimmte Skelett der Pflanze wurde als Datenbasis für die Berechnung der in Abschnitt 4.2 definierten charakteristischen Pflanzenpunkte genutzt. Bei diesen handelte es sich um die Punkte, die genutzt wurden, um im Anschluss die Blätter und die Pflanzeigenschaften zu berechnen.

Zu diesen Punkten gehörten, wie bei dem zweidimensionalen Skelett die Endpunkte sowie die Kreuzungspunkte, in denen sich ein Skelettstrang in zwei oder mehrere Stränge aufteilte. Wie in Abbildung 4.31 zu erkennen, befanden sich die Endpunkte $S_{Ende,i}$ der Skelettstränge in der Nähe der Blattspitzen sowie an dem untersten Stängelpunkt der Pflanze, da, ausgehend von diesen Punkten, kein weiterer Skelettpunkt mehr in der Punktwolke des Blattes berechnet werden konnte. Diese Punkte konnten also als eine ungefähre Position der Blattspitzen im Raum betrachtet werden. Da der unterste Stängelpunkt dem Ausgangspunkt zur Berechnung der Skelettpunkte entsprach und somit bekannt war, konnte dieser als Endpunkt für die weitere Berechnung der Blätter vernachlässigt werden. Aufgrund seiner Position an der tiefsten Stelle der Pflanze konnte er jedoch in späteren Berechnungen als Referenzpunkt P_{Ref} genutzt werden. Da die restlichen Endpunkte nur an den Blattspitzen auftauchten, konnte die Matrix $M_{Endpunkte}$, bestehend aus den Endpunkten $S_{Ende,i}$, mit Hilfe der zuvor bestimmten Matrix $M_{Teilstücke}$ der Skelettteile berechnet werden. Hierfür wurde $M_{Teilstück}$ nach Skelettpunkten durchsucht, die nur einmal vorhanden waren. Diese Voraussetzung beschrieb einen Skelettpunkt, der nur mit einem Skelettteil verbunden und somit ein Endpunkt war.

Ein weiterer charakteristischer Punkt war der Kreuzungspunkt. Wie in Abbildung 4.31 zu erkennen ist, endete der Skelettstrang der Blätter im Stängel der Pflanze durch die Erzeugung von einem Kreuzungspunkt, da dort aufgrund der Punktwolkenstruktur ein weiterer Strang entstehen musste. Im Gegensatz zu den Endpunkten des Skelettes konnte bei den Kreuzungspunkten nicht davon ausgegangen werden, dass es sich bei jedem dieser Punkte um den Kontaktpunkt zwischen dem Blatt und dem Stängel handelte, da diese auch an anderen Stellen entstehen konnten. Dies konnte durch eine im Bezug auf den Radius große Ausdehnung der Punktwolke geschehen. Dies war besonders dann der Fall, wenn mehrere Blätter steil in ungefähr der gleichen Höhe über dem Boden in die Pflanze eintraten. Durch die geringe Auflösung der Kameras konnte hierdurch der schmale Spalt zwischen Blatt und Stängel nicht mehr aufgelöst werden und es resultierte daraus eine Anhäufung von Punkten im Raum, die sich in mehrere Richtungen fortsetzte. In diesem Fall erzeugte der Algorithmus zur Skelettierung nach obiger Definition zusätzliche Querverbindungen zwischen den Strängen. Um dieses Problem zu lösen, wurde eine Methode zur Blatterkennung entwickelt.

Neben den auf die Blätter bezogenen charakteristischen Punkten spielten auch die auf die gesamte Pflanze bezogenen Punkte und Ebenen eine wichtige Rolle für die Entwicklung der nachfolgenden Methoden. Zu ihnen gehörten zum einen der bereits durch den Ausgangspunkt der Skelettierung festgelegte Referenzpunkt, zum anderen auch der Boden auf dem die Pflanze stand. Dieser wurde benötigt, da für die Bestimmung der Pflanzenhöhe und -breite von einer zum Boden senkrechten Betrachtung ausgegangen wurde.

Im Falle von statischen Messungen im Labor konnte die Ebene vereinfacht als parallel verschobene $x-z$ -Ebene dargestellt werden. Dies beruht auf der Annahme, dass das Messsystem dementsprechend ausgerichtet werden konnte. Die Verschiebung der Ebene war notwendig, da sie sich wahrscheinlich nicht im tiefsten Punkt der Pflanze befand. Daher bot es sich an, die Ebene in den Referenzpunkt P_{Ref} zu verschieben. Hieraus ergab sich die Bodenebene E_{Boden} mit Laufindex t :

$$E_{Boden} : 0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \cdot [t - \vec{P}_{Ref}] \quad (4.27)$$

Alternativ hierzu hätte der *RANSAC*-Algorithmus [Fis81] genutzt werden können, um die Ebene des Bodens zu bestimmen. Dies wäre insbesondere dann hilfreich gewesen, wenn der Boden nicht parallel zu der $x-z$ -Achse verlaufen wäre, weil die Kamera nicht senkrecht zum Boden ausgerichtet war. Für die in dieser Arbeit beschriebene Entwicklung wurde jedoch immer von einer optimalen senkrechten Anordnung der Kamera ausgegangen.

4.6.2.10 Blatterkennung

Um die jeweiligen dem Blatt i_{Blatt} zugehörigen, charakteristischen Punkte $P_{Blattspitze, i_{Blatt}}$, $P_{Kontakt, i_{Blatt}}$ und $P_{Blattursprung, i_{Blatt}}$ zu berechnen, war es notwendig das Skelett von den Endpunkten bis zu dem ersten Kreuzungspunkt zu verfolgen. Da die Endpunkte $S_{Ende, i}$ als Blattspitzen $P_{Blattspitze, i_{Blatt}}$ angesehen werden konnten, war es möglich, diese als Startpunkt zu nutzen. Um nun den jeweiligen Skelettstrang entlang zu wandern, musste der Skeletteilstückmatrix $M_{Teilstücke}$, das mit dem Startpunkt verbundene Teilstück und der ebenfalls damit verbundene Skelettpunkt entnommen werden. Dieser Skelettpunkt wurde als neuer Startpunkt genutzt. Wie bereits für den ursprünglichen Startpunkt wurde auch für den neuen Startpunkt das angrenzende Teilstück mit dem damit verbundenen Skelettpunkt aus der Matrix

entnommen. Hierbei war zu beachten, dass dieser Startpunkt zwei mit ihm verbundene Teilstücke in der Matrix enthielt, wobei eines der beiden der bereits gefundenen vorherigen Verbindung zum Ursprungspunkt entsprach. Da dieser Weg entlang des vorherigen Teilstücks bereits beschriftet wurde, kam für den fortlaufenden Weg in Richtung des Kontaktpunktes nur das zweite Teilstück in Frage. Somit entsprach der am Ende dieses Teilstücks vorhandene Punkt dem neuen Startpunkt.

Diese Prozedur wurde solange wiederholt, bis einer der neuen gefundenen Punkte mit mehr als zwei Teilstücken mit anderen Punkten verbunden war. In diesem Fall wurde ein Kreuzungspunkt gefunden. Da es sich bei diesem Kreuzungspunkt um die erste und mit hoher Wahrscheinlichkeit um die einzige Kreuzung auf dem Weg zwischen der Blattspitze und dem Stängel handelte, konnte davon ausgegangen werden, dass es sich bei der gefundenen Kreuzung um den Kontaktpunkt $P_{Kontakt,i_{Blatt}}$ des Blattes i_{Blatt} mit dem Stängel handelte. Sobald dieser Punkt gefunden wurde, handelte es sich bei dem analysierten Skelettstrang um ein Blatt.

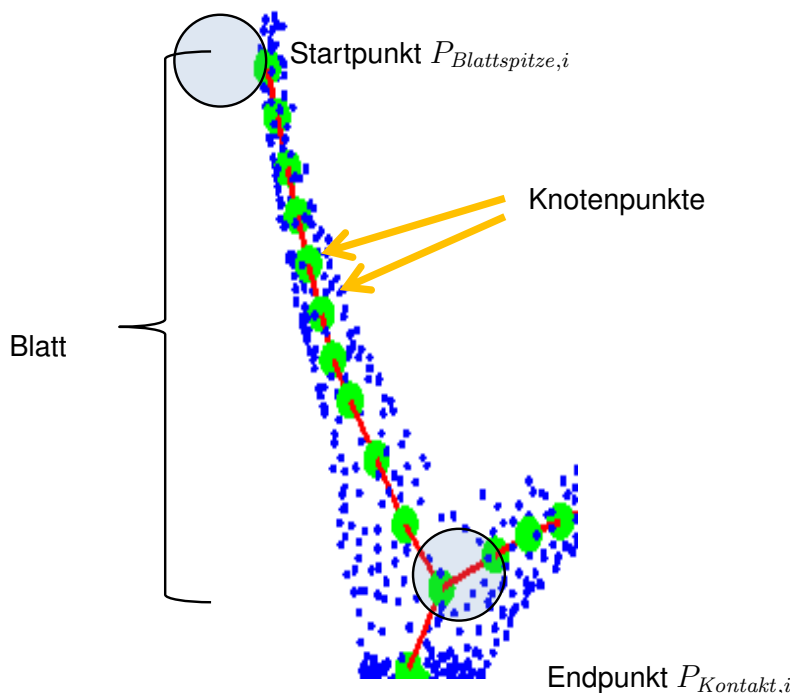


Abbildung 4.33: Blattskelett

Als Ergebnis hieraus ergab sich eine Matrix $B_{Teilstück,i_{Blatt}}$ für jedes Blatt, die das jeweilige Teilskelett bestehend aus den zugeordneten Teilstücken der Skelettmatrix $M_{Teilstücke}$ enthielt. Der Einfachheit

halber wurden die Blätter anhand ihrer y -Koordinate in aufsteigender Reihenfolge sortiert. Folglich entsprach $i_{Blatt} = 1$ dem ältesten und $i_{Blatt} = n$ dem jüngsten Blatt. Im Gegensatz zu den beiden sichtbaren Punkten $P_{Blattspitze, i_{Blatt}}$ und $P_{Kontakt, i_{Blatt}}$ konnte die Position des dritten Punktes $P_{Blattursprung, i_{Blatt}}$ nur geschätzt werden. Da die jungen Blätter von den älteren, darunter liegenden Blättern umschlungen wurden, ist davon ausgegangen worden, dass sich die Blattscheide des umschlingenden Blattes zwischen seinem Kontaktpunkt und dem Kontaktpunkt des darunterliegenden Blattes befanden. In diesem Fall, konnte der Blattursprung in die Mitte der Verbindung zwischen dem eigenen und dem darunterliegenden Kontaktpunkt gelegt werden. Hierfür wurde mit Hilfe von Gleichung 4.28 der Vektor zwischen den Kontaktpunkten $P_{Kontakt, i_{Blatt}}$ und dem vorherigen Kontaktpunkt $P_{Kontakt, i_{Blatt}-1}$ berechnet und die halbe Länge davon zu dem eigenen hinzu addiert.

$$\vec{P}_{Blattursprung, i_{Blatt}} = \vec{P}_{Kontakt, i_{Blatt}} + \frac{\vec{P}_{Kontakt, i_{Blatt}} - \vec{P}_{Kontakt, i_{Blatt}-1}}{2} \quad (4.28)$$

Um zusätzlich die Sicherheit für die Blatterkennung zu erhöhen, war es sinnvoll, die Anzahl der dem jeweiligen Blatt zugrundeliegenden Knotenpunkte zu überprüfen. Falls es sich bei der Datenbasis für die Skelettierung, trotz der durchgeführten Filterungen aus Abschnitt 4.6.2.2, um eine stark verrauschte Punktwolke handelte, könnten zusätzliche Skelettäste entstehen, welche nur aus einem Endpunkt und einem Kontaktpunkt ohne weitere Knotenpunkte bestanden. Ein Blatt bestand aus mindestens drei Skelettunkten: einer Blattspitze, einem Kontaktpunkt und einem zusätzlichen Knotenpunkt. Der berechnete Blattursprung spielte für diese Überprüfung keine Rolle.

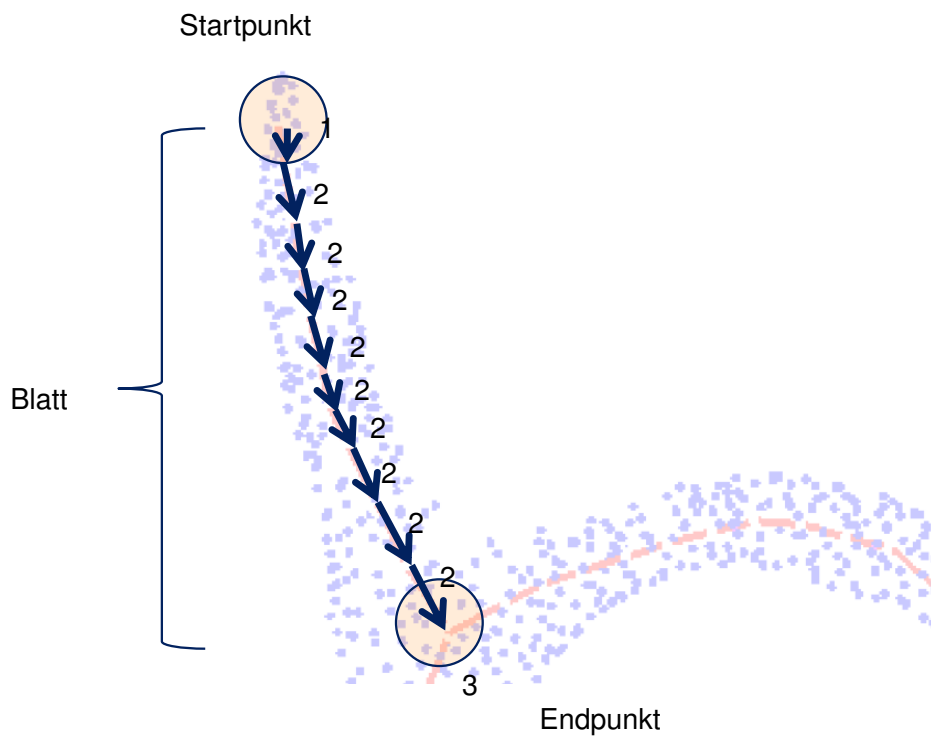


Abbildung 4.34: Methode zur Blatterkennung

4.6.2.11 Bestimmung der Pflanzeigenschaften

Zu den zu bestimmenden Pflanzeigenschaften gehörten die in Abschnitt 4.2 festgelegten Zielgrößen:

- Pflanzenhöhe
- Blattanzahl
- Blattlänge
- Blattfläche

Für die Berechnung der Pflanzeigenschaften wurden die berechneten charakteristischen Pflanzen- und Blattpunkte:

- P_{Ref}
- P_{Max}
- $P_{Blattspitze,i_{Blatt}}$
- $P_{Kontaktpunkt,i_{Blatt}}$
- $P_{Blattursprung,i_{Blatt}}$

sowie die Skelettmatrix $M_{Teilstücke}$, die Blattskelettmatrix $B_{Teilstücke,i_{Blatt}}$ und die Matrix $M_{Punktwolke,Knotenpunkt}$ der Punktwolkenpunkte, aus denen die Knotenpunkte der Skelettmatrix entstanden waren, genutzt.

4.6 Entwickelte Methoden zur automatisierten, morphologischen Phänotypisierung

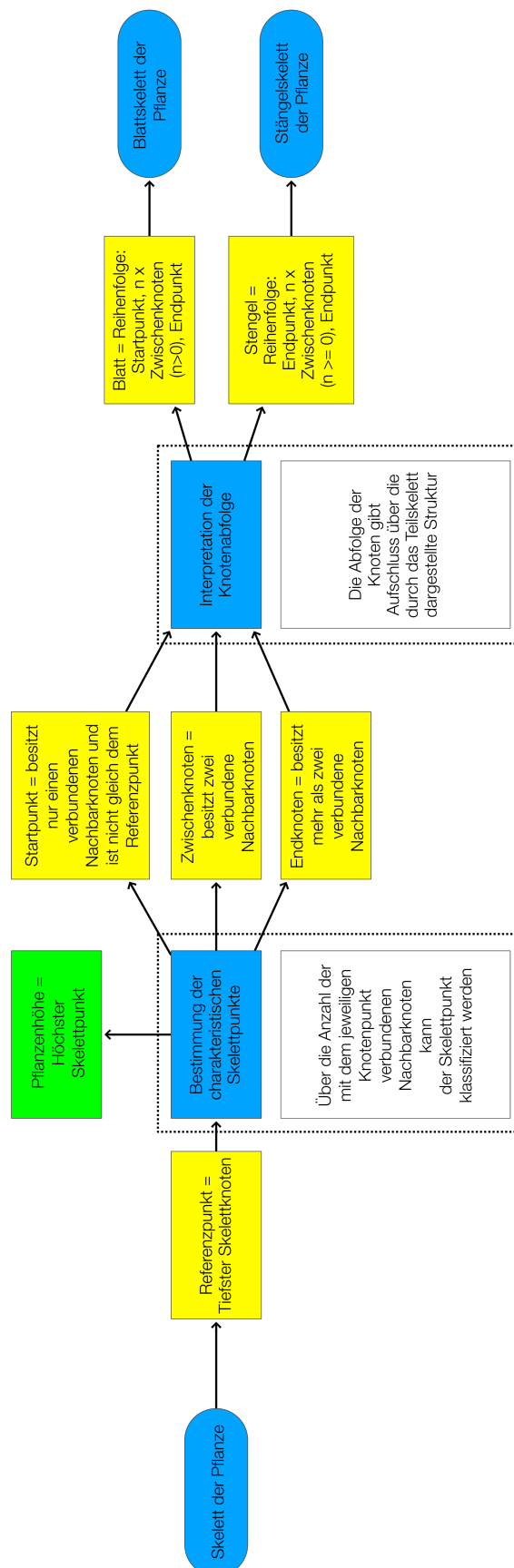


Abbildung 4.35: Übersicht: Vom Pflanzenskelett zu den Blättern und dem Stängel

Pflanzenhöhe Für die Berechnung der Pflanzenhöhe wurden der höchste Punkt der Pflanze sowie der Referenzpunkt, welcher sich an der tiefsten Stelle der Pflanze befand, genutzt. Zur Berechnung des höchsten Punktes wurde der Abstand zwischen allen Skelettpunkten der Pflanze und der Bodenebene E_{Boden} berechnet. Durch diese Vereinfachung für statische Messungen genügte es, die y -Koordinaten der Skelettpunkte zu betrachten. Der Skelettpunkt mit der maximalen Distanz zum Boden entsprach dem höchsten Pflanzenpunkt P_{Max} und repräsentierte somit auch die Gesamthöhe der Pflanze nach Gleichung 4.29.

$$\text{Pflanzenhöhe} = |\vec{P}_{Ref,y} - \vec{P}_{Max,y}| \quad (4.29)$$

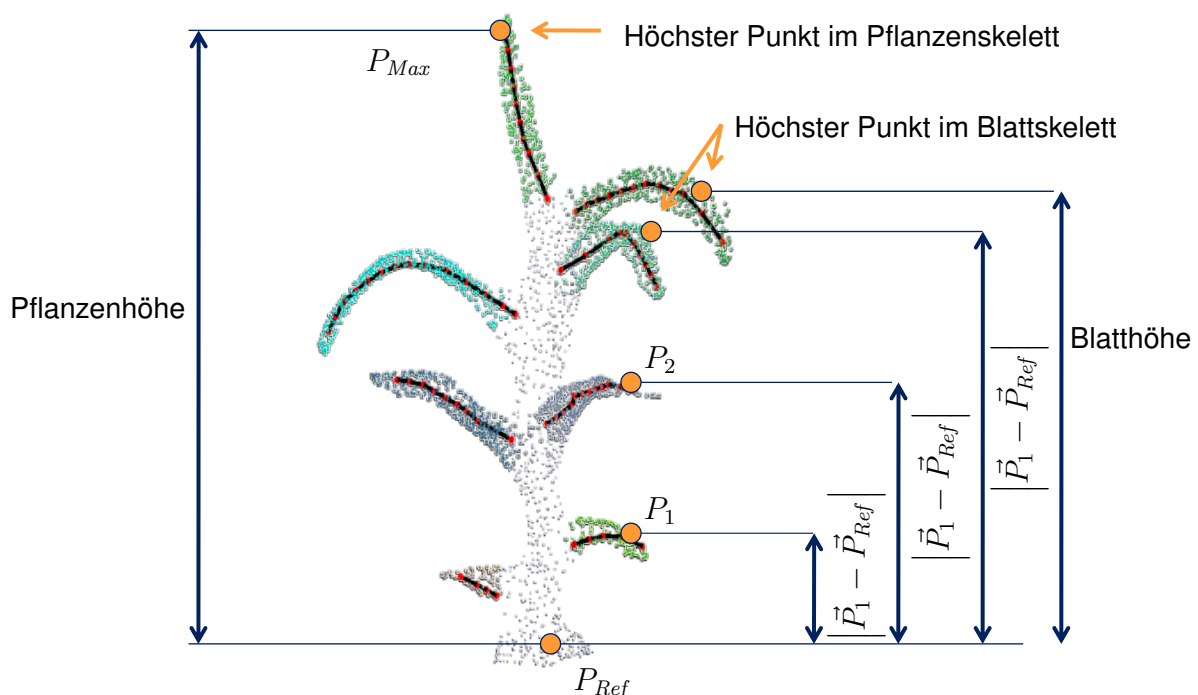


Abbildung 4.36: Methode zur Bestimmung der Pflanzen- und Blatthöhe

Blattanzahl Für die Bestimmung der Blattanzahl wurden die Blattskelettmatrizen genutzt. Da ein Blatt nach der Definition aus mindestens einer Blattspitze und einem Kontaktpunkt bestand, die bereits für die Blatterkennung genutzt wurden, konnte davon ausgegangen werden, dass die Anzahl der Blattmatrizen mit der Anzahl der Blätter übereinstimmte (s. Abbildung 4.37).

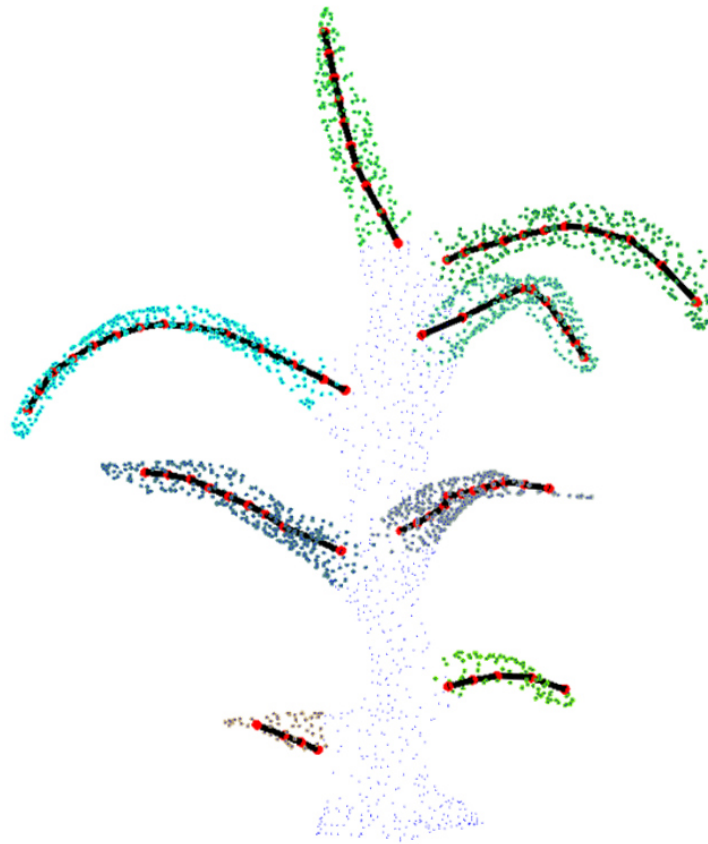


Abbildung 4.37: Detektierte Blätter der Kunstpflanze

Blattlänge Wie im Abschnitt 4.6.2.7 erwähnt, lassen sich die Verbindungen zwischen dem Stängel der Pflanze und seinen Blättern im Netz des Pflanzenmodells nicht vollständig entfernen (vgl. Abbildung 4.27). Daher wurden für die Bestimmung der Blattlänge zwei Längen unterschieden. Zum einen die sichtbare und zum anderen die vollständige Blattlänge. Sie unterschieden sich in dem Endpunkt der Längenmessung. Für die Messung der sichtbaren Länge befanden sich der Startpunkt an der Blattspitze und das Ende am Kontaktpunkt zwischen dem Blatt und dem Stängel. Im Gegensatz dazu wurde die Bestimmung der Länge für die vollständige Längenmessung bis zum Blattsprung fortgesetzt. In beiden Fällen sollte jedoch die Messung der kürzesten Strecke zwischen den Punkten entlang der Blattoberfläche entsprechen.

Die Grundlage für die entwickelte Methode zur Berechnung bildeten die Blattskelettmatrizen, da sie bereits einer Näherung an die gewünschte Strecke entlang der Blattoberfläche entsprachen. Um aus ihnen nun die Blattlänge zu errechnen, wurden die Teilstücklängen nach Gleichung 4.30 aufsummiert

(s. Abbildung 4.38). Hierfür wurden die Beträge der Vektoren zwischen den einzelnen Knotenpunkten entlang der Teilstücke berechnet.

$$\text{Blattlänge}_{i_{\text{Blatt}}} = \sum_{j=2}^{n_{\text{Blattknoten}}} |\vec{P}_{\text{Blattknoten},j-1} - \vec{P}_{\text{Blattknoten},j}| \quad (4.30)$$

Die Unterscheidung zwischen der sichtbaren und der vollständigen Länge bestand in diesem Fall darin, dass für die vollständige Länge auch das letzte, in Abschnitt 4.38 nachträglich hinzugefügte, Teilstück zu der Summe hinzu addiert wurde. Diese Methode wurde für jedes der n Blätter wiederholt.

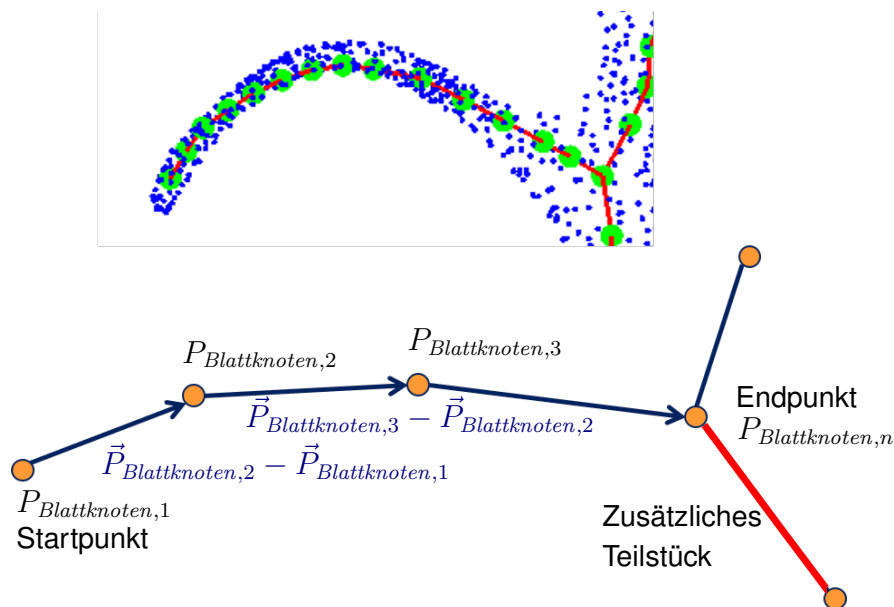


Abbildung 4.38: Methode zur Bestimmung der Blattlänge

Blattfläche Der nächste Schritt war die Berechnung der Blattfläche. Hierfür wurde zunächst ein vereinfachtes Modell der Zielfläche definiert, anhand dessen die Methode zur Berechnung der Fläche entwickelt wurde. Die Grundlage für das Modell war die Annahme, dass sich das Blatt aus mehreren Teilflächen zusammensetzt, um in der Lage zu sein, die Krümmung des Blattes im Raum nachzubilden. Hierfür musste das Blatt in Teilstücke unterteilt und die Teilflächen in ihrer Orientierung und Größe an den Abschnitt angepasst werden. Um zu einer geschlossenen Fläche zu gelangen, wurden die Teilflächen mit ihren benachbarten Flächen verbunden, ohne diese zu überlappen.

Im ersten Schritt wurde für jeden Teilabschnitt des Blattes die Ausrichtung und damit die Ausrichtung der zu bestimmenden Teilfläche berechnet. Um dies zu erreichen, wurden die Blattskelette sowie die ihnen zugrunde liegenden Punktwolken genutzt. Diese Teilpunktwolken entsprachen den in den Kugeln um die Knotenpunkte enthaltenen Punkte der Ursprungspunktwolke. Zur Einteilung des Blattes in Teilbereiche konnten daher die Teilpunktwolken mit den Teilstrecken des Skeletts genutzt werden. Da es sich aber bisher nur um Teilstrecken bzw. Punkte im Raum handelte, waren Schnitte durch die Punktwolke und die jeweiligen Knotenpunkte des Skeletts mit Hilfe von Ebenen notwendig, um eine klare Zuordnung der Punkte zu den Blattabschnitten zu erreichen.

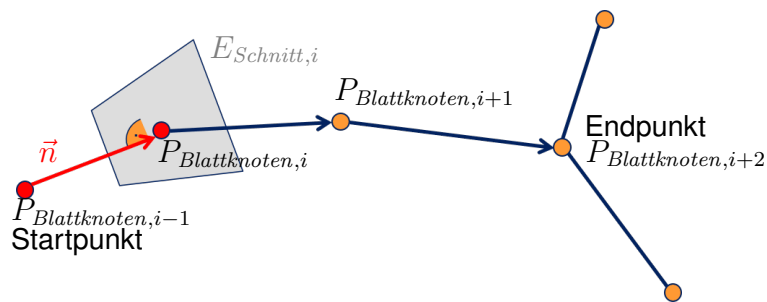


Abbildung 4.39: Bestimmung der Ebene im Knotenpunkt

Da sich die Knotenpunkte jeweils auf einer dieser Ebenen befinden sollten, konnten die Knotenpunkte $P_{Blattknoten,i}$ als Stützvektor der Ebenen $E_{Schnitt,i}$ in der Normalform verwendet werden. Um die Blattpunktwolke anhand der Orientierung der Abschnitte des Skeletts zu teilen, wurde der Vektor, welcher das Teilstück zwischen dem Knotenpunkt und seinem vorherigen Knotenpunkt beschrieb, als Normalvektor für die Ebenengleichung genutzt (s. Gleichung 4.31).

$$E_{Schnitt,i} : 0 = \vec{n}_i \cdot [t - P_{Blattknoten,i}] \quad \text{mit } \vec{n} = \vec{P}_{Blattknoten,i} - \vec{P}_{Blattknoten,i-1} \quad (4.31)$$

Für die Bestimmung der Ausrichtung des Blattes wurden nun die dem Knotenpunkt zugeordneten Punkte der Punktwolke auf die Schnittebene durch den Knotenpunkt projiziert (s. Abbildung 4.40). Hierfür wurde für jeden Punkt $P_{Blattabschnitt,j}$ eine Geradengleichung mit ihm als Ortsvektor und dem Normalenvektor der Schnittebene als Richtungsvektor nach Gleichung 4.32 berechnet.

$$g_{Projektionsgerade,j} : 0 = \vec{P}_{Blattabschnitt,j} + s\vec{n} \quad \text{mit } \vec{n} = \vec{P}_{Blattknoten,i} - \vec{P}_{Blattknoten,i-1} \quad (4.32)$$

Die Durchstoßpunkte $P_{Durchstoss,j}$ wurden durch Gleichsetzen ermittelt.

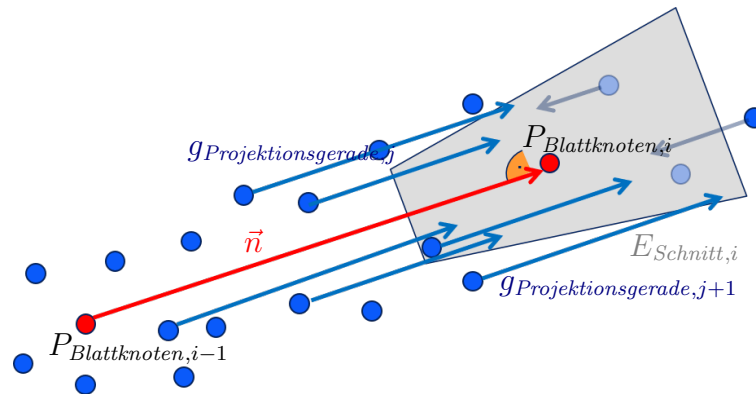


Abbildung 4.40: Projektion der Blattabschnittspunkte auf die erzeugte Ebene

Im Anschluss hieran wurde aus den Durchstoßpunkten $P_{Durchstoss,j}$, die als Projektion der Punkte auf diese Ebene betrachtet werden konnten, eine Ausgleichsgerade $g_{Blattausrichtung,i}$ berechnet (s. Abbildung 4.41). Diese Gerade repräsentierte die angenäherte Ausrichtung des Blattes an der Schnittstelle und gab somit die Ausrichtung und Position der benötigten Teilflächen in den Bereichen vor und hinter der Schnittfläche vor.

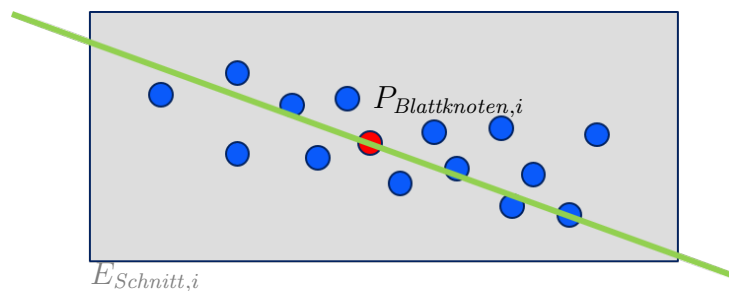


Abbildung 4.41: Bestimmung der Ausgleichsgerade durch die projizierten Punkte

Im zweiten Schritt wurde die Breite des Blattes an der Schnittstelle und somit auch die Breite der Teilflächen berechnet. Dies konnte erreicht werden, indem die bereits auf die Schnittebene projizierten Punkte nun senkrecht auf die berechnete Ausgleichsgerade verschoben wurden. Die daraus resultierende Verteilung der Punkte auf der Geraden entsprach der Verteilung der Blattpunkte innerhalb der jeweiligen Punktwolke des Knotenpunktes. Zur Berechnung der Projektion wurde eine Hilfsebene konstruiert, die sich senkrecht zu der Schnittebene befand und die Ausgleichsgerade enthielt (vgl. Abbildung 4.42).

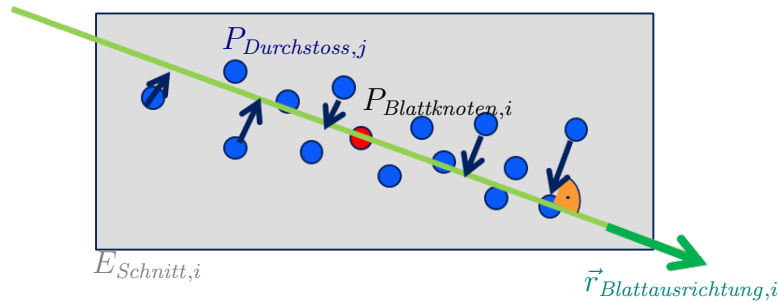


Abbildung 4.42: Projektion der Punkte auf der Ebene auf die Ausgleichsgerade

Nach Gleichung 4.33 konnten hierfür der Normalenvektor der Schnittebene sowie der Richtungsvektor der Ausgleichsgerade als Richtungsvektoren der Hilfsebene genutzt werden. Als Ortsvektor wurde weiterhin der Knotenpunkt genutzt. Im Anschluss daran konnten die sich bereits in der Schnittebene befindenden Punkte auf die Hilfsebene und damit auf die Ausgleichsgerade verschoben werden (vgl. Abbildung 4.43).

$$E_{Hilf,i} : 0 = \vec{P}_{BlattKnoten,i} + u \cdot \vec{n}_i + v \cdot \vec{r}_{Blattausrichtung,i}$$

mit $\vec{n}_i = \vec{P}_{BlattKnoten,i} - \vec{P}_{Blattknoten,i-1}$ und $\vec{r}_{Blattausrichtung}$ aus $g_{Blattausrichtung}$ (4.33)

Da sich das Blatt, ausgehend vom Knotenpunkt, in unterschiedlicher Stärke in beide Richtungen ausdehnen konnte, war es notwendig für beide Richtungen jeweils einen Grenzpunkt zu bestimmen. Dies geschah, indem die Entfernungsverteilung der Punkte von dem Knotenpunkt erst in die eine und dann in die andere Richtung betrachtet wurde, um den maximalen Abstand zu bestimmen (s. Abbildung 4.44). Der sich daraus ergebende Entfernungswert war dann für die Blattbreite in diesem Schnitt zu nutzen.

Durch Berechnung des zweiten Schrittes stand nun auch, neben der Orientierung und Position, die letzte Information für eine Modellierung der Blattfläche nach dem entwickelten Modell fest. Für die endgültige Positionierung der Flächen war es notwendig, dass die beschriebene Methode für jeden der Knotenpunkte des Skeletts, wie in Abbildung 4.45 beispielhaft dargestellt, wiederholt wurde.

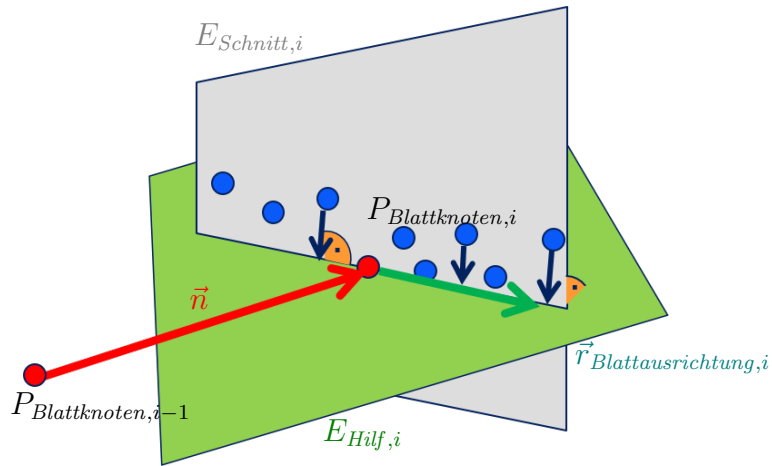


Abbildung 4.43: Bestimmung einer Ebene als Hilfsmittel

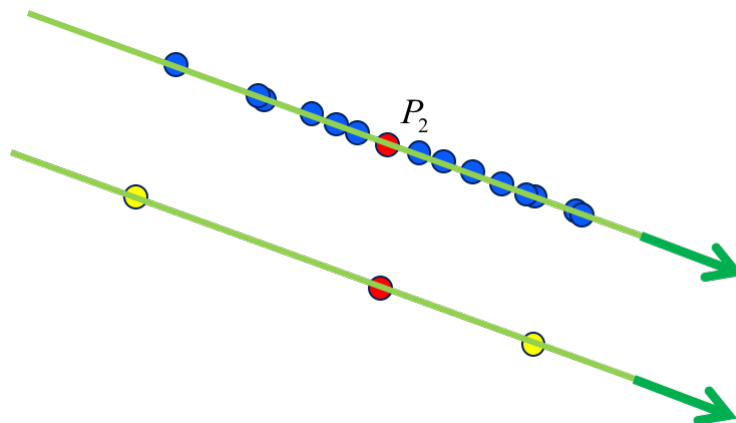


Abbildung 4.44: Bestimmung der maximal vom Knotenpunkt entfernten auf die Gerade projizierten Punkte

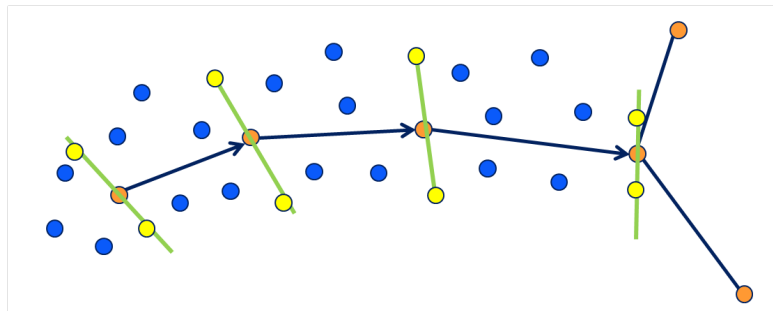


Abbildung 4.45: Blattpunktwolke mit berechneten Ausgleichsgeraden und den maximal von den Knotenpunkten entfernten Punkten

Wurde die Methode nun auf die Punktwolke der Kunstpflanze angewandt, entstand das in Abbildung 4.46 dargestellte Ergebnis:

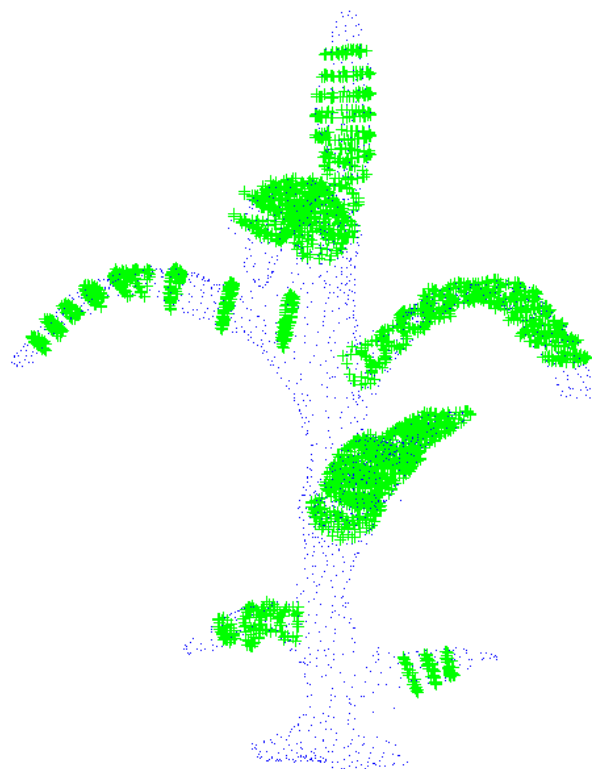


Abbildung 4.46: Projizierte Punktwolken auf die Schnittebenen

Die in grün dargestellten Kreuze repräsentieren die auf die Schnittebenen projizierte Punktwolke der

Knotenpunkte. Im nächsten Schritt wurde die Ausgleichsgerade durch die grünen Kreuze berechnet. In Abbildung 4.47 sind sie als verkürzte rote Linien dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Linien der Blattdrehung folgen.

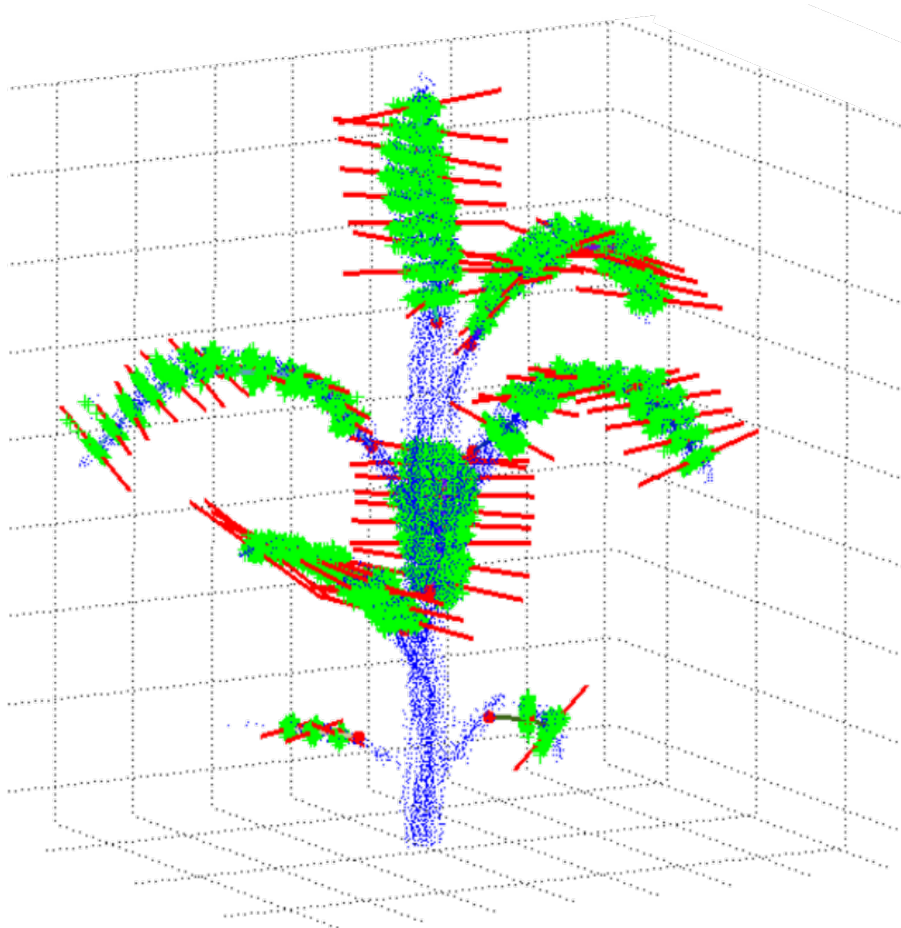


Abbildung 4.47: Anwendung der Methode auf die Punktwolke (grüne Punkte - projizierte Teilpunktwolken auf die Schnittebenen, rote Linien - Ausgleichsgeraden durch die projizierten Punkte)

Um nun das Modell der Blattfläche zu vervollständigen, mussten die Außenpunkte auf den Ausgleichsgeraden miteinander vernetzt werden. Da sich die Flächen der Blattabschnitte genau in den Ausgleichsgeraden schneiden mussten, bot es sich an, die Flächen in jeweils zwei Dreiecksflächen aufzuteilen. Durch diese Aufteilung konnte ein Knick innerhalb der Fläche entstehen und es wurde möglich, mit zweidimensionalen Strukturen den im dreidimensionalen Raum windschief zueinander ausgerichteten Ausgleichsgeraden zu folgen. Als Eckpunkte zum Aufspannen der zwei Dreiecke konnten jeweils drei der vier zur Verfügung stehenden Begrenzungspunkte genutzt werden, so dass sich die beiden Dreiecke nicht überlappten (s. Abbildung 4.48).

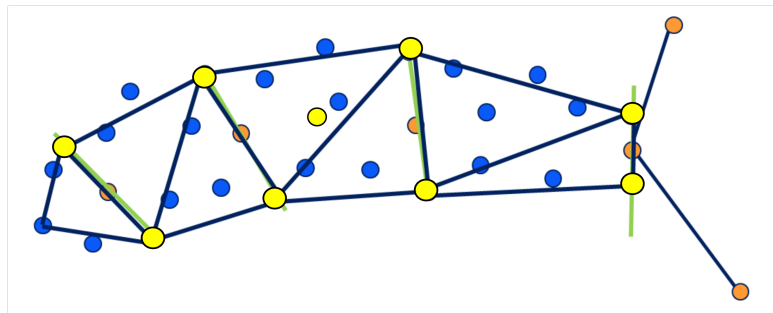


Abbildung 4.48: Vernetzung der berechneten Außenpunkte

Zur Berechnung der Fläche sollte die Blattspitze in die Berechnung mit einbezogen werden. Hierfür wurde sie mit einer Dreiecksfläche mit den folgenden Begrenzungspunkten verbunden.

Abbildung 4.49 zeigt das Resultat der auf die Punktwolke der Kunstpflanze angewandte Methode zur Bestimmung der Blattfläche.

Wie zu erkennen ist, wurden die Begrenzungspunkte der Blattabschnitte durch die blau eingefärbten Dreiecksflächen vernetzt. Durch die Verwendung von Dreiecksflächen war das Modell in der Lage, dem Blattverlauf unabhängig von dessen Krümmung zu folgen. Zur Berechnung der Gesamtfläche der jeweiligen Blätter mussten abschließend die Dreiecksflächen $A_{Teilfläche,i}$ berechnet und nach Gleichung 4.34 aufsummiert werden.

$$\text{Blattfläche} = \sum_{l=1}^{n_{\text{Teilflächen}}} A_{\text{Teilfläche},l} \quad (4.34)$$

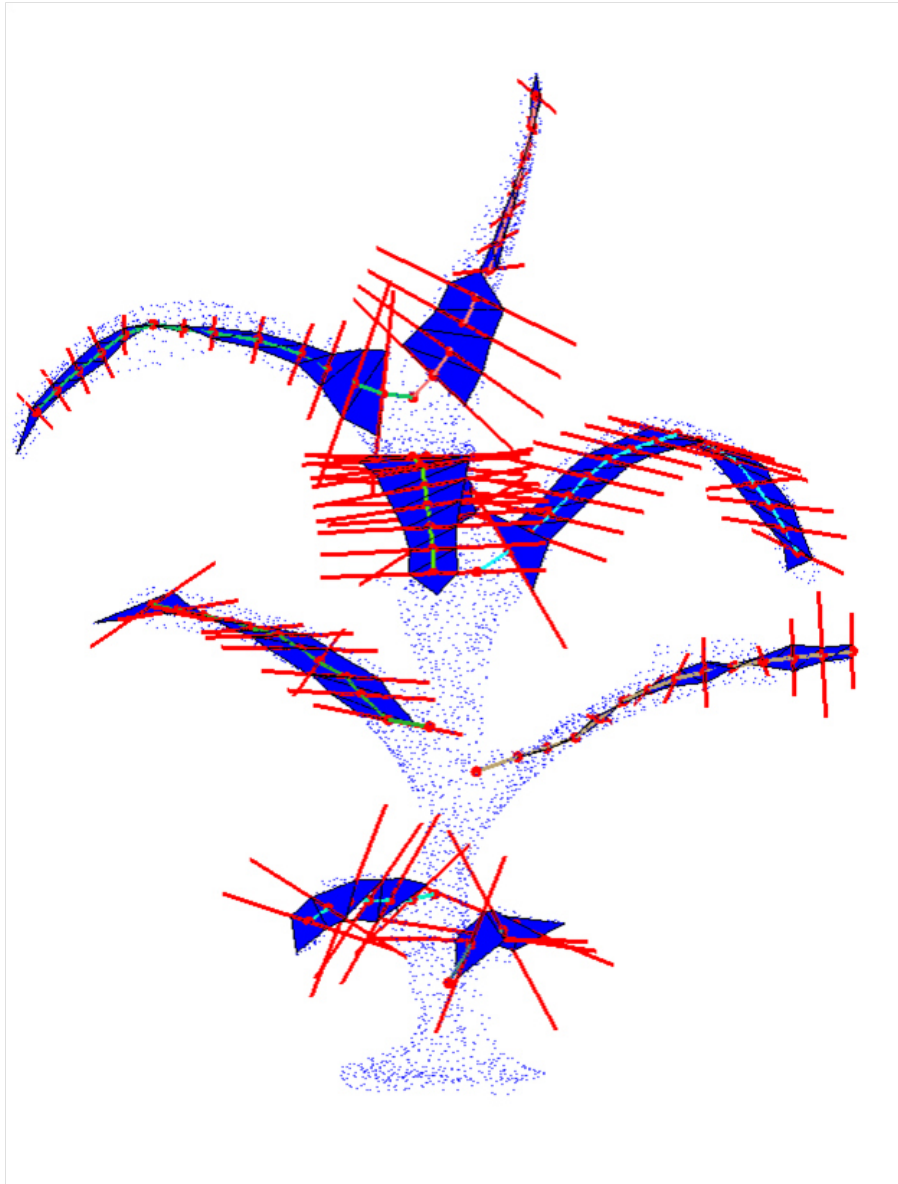


Abbildung 4.49: Berechnete Blattflächen (blaue Punkte - Punktwolke der künstlichen Maispflanze, blaue Flächen - berechnete Dreiecksflächen, rote Linien - Ausgleichsgeraden durch die projizierten Punkte, rote Punkte - Skelettpunkte)

4.6 Entwickelte Methoden zur automatisierten, morphologischen Phänotypisierung

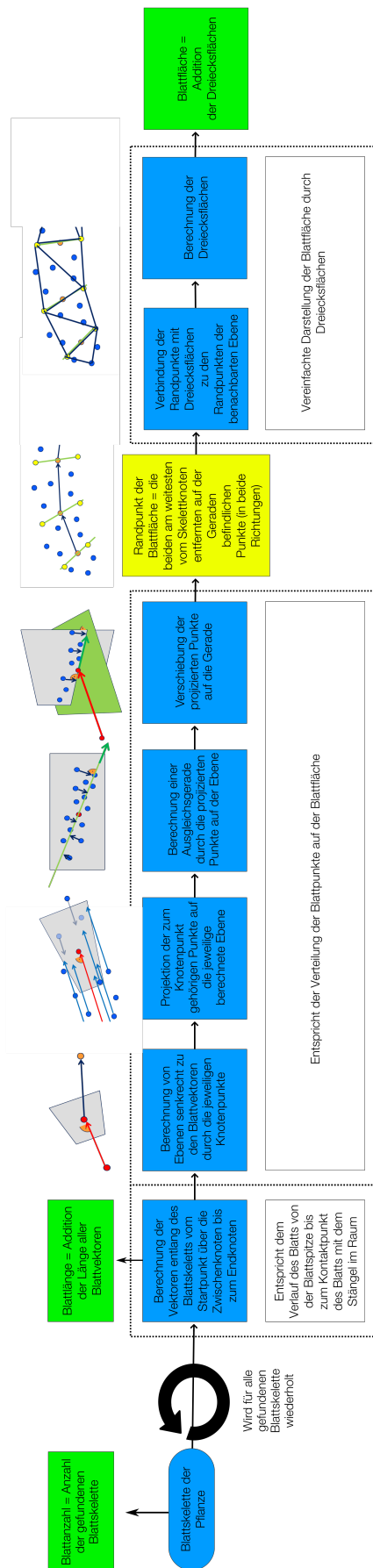


Abbildung 4.50: Übersicht: Vom Pflanzenskelett zur morphologischen Pflanzeigenschaft

4.7 Charakterisierung der Kamera

Zur Charakterisierung der beiden Systeme wurden verschiedene Messungen durchgeführt. Ziel war es, die Nutzbarkeit für Time-of-Flight-Kameras zur Phänotypisierung von Mais nachzuweisen. Hierfür wurden zunächst wichtige Eigenschaften der Kamera, wie Farbabhängigkeit, Distanzauflösung, Rauschen und das Verhalten bei unterschiedlichen Winkeln des Messobjektes untersucht. Da das System aber auch unter Feldbedingungen oder in Verbindung mit einem sich über die Pflanzen bewegenden Fahrzeugs einsatzfähig sein sollte, war es ebenfalls notwendig, vorhandene Einflüsse auf das Messergebnis von vornherein zu untersuchen. Der wichtigste Einflussfaktor war das Sonnenlicht mit einer Beleuchtungsstärke von ungefähr $1000 \frac{W}{m^2}$ im Sommer bei klarem Himmel [Rei12]. Weitere Einflüsse waren evtl. vorhandene Feuchtigkeit und die aus dem Einsatz als mobiles System resultierende Bewegung der Messobjekte (s. Tabelle 4.2).

Um eine Wiederholbarkeit der Messungen gewährleisten zu können, wurde für die Sensitivitätsanalyse auf die Verwendung von Pflanzenmaterial verzichtet, da sich dieses über die Zeit verändert und die Handhabung erschwert hätte. Daher wurden Messaufbauten mit unveränderlichen Messobjekten definiert.

Wichtige Charakteristika der Kamera	Mögliche Feldeinflüsse auf das Kamerasystem
Farbabhängigkeit	Fremdlicht
Distanzauflösung	Bewegung des Messobjektes
Rauschen	Feuchtigkeit
Winkelabhängigkeit	

Tabelle 4.2: Untersuchungen zur Nutzbarkeit

Zur Klärung des Ausmaßes der beschriebenen Einflüsse auf das Kamerasystem sowie zur Charakterisierung der Kamera wurden folgende Untersuchungen durchgeführt:

Farbabhängigkeit und Rauschen Zur Untersuchung der Farbabhängigkeit und des Rauschlevels wurden Tiefenbilder mit beiden Kameras von zehn unterschiedlichen Testflächen mit einer farbigen Fläche aufgenommen. Die Größe der Flächen betrug jeweils 15 cm x 15 cm. Für die farbige Fläche wurden zehn unterschiedliche Farben aus dem CIE 1931 Diagramm innerhalb des RGB-Bereichs ausgewählt. Um die gemessenen Distanzwerte im Anschluss auswerten zu können, wurde die farbige Fläche mit

einer ebenso großen, weißen Referenzfläche kombiniert (vgl. Abbildung 4.51). Um die Farbabhängigkeit der Kamera ermitteln zu können, wurde die Abweichung der gemessenen Distanz im Bereich der farbigen Fläche zu der der weißen Fläche bestimmt. Um einen möglichen Einfluss der Integrationszeit sowie der Distanz zwischen dem Testobjekt und der Kamera auszuschließen, wurden die Messungen bei unterschiedlichen Distanzen und Integrationszeiten durchgeführt und im Anschluss der Mittelwert über den gesamten Farb-/Weißbereich und der unterschiedlichen Distanzen und Integrationszeiten berechnet. Hierfür wurden jeweils Messungen zwischen 50 cm und 150 cm in 20 cm-Schritten bei fünf gleichmäßig über den Einstellungsbereich gewählten Integrationszeiten durchgeführt. Diese Auswahl an Abständen und Integrationszeiten führte zu 25 durchgeführten Messungen, welche, wie bereits erwähnt, zu Mittelwerten zusammengefasst wurden. Um den Einfluss von Fremdlicht zu reduzieren, wurden die Messungen in einem abgedunkelten Raum durchgeführt.

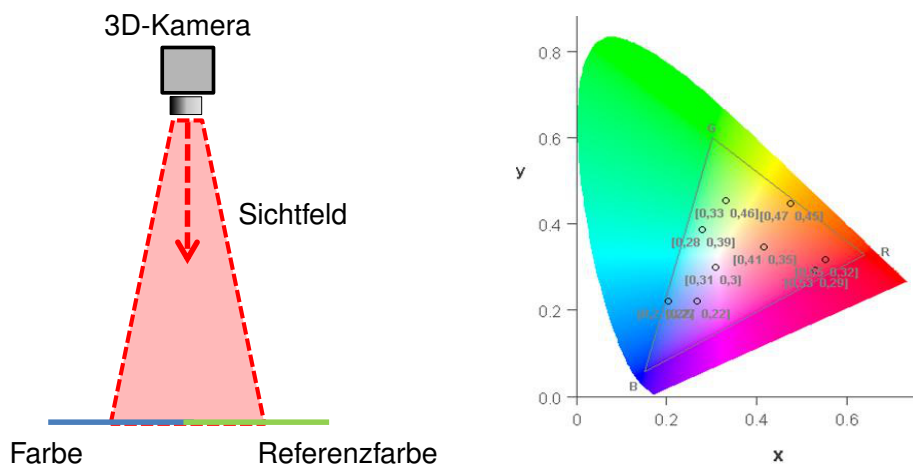


Abbildung 4.51: Messaufbau zur Untersuchung der Farbabhängigkeit und des Rauschens von ToF-Kameras

Zur Berechnung des Rauschlevels der Kamera in den unterschiedlichen Farbbereichen wurde die Standardabweichung ermittelt. Zu diesem Zweck wurde die Standardabweichung im gesamten Farbbereich während einer Messung (d.h. eine Distanz und eine Integrationszeit) berechnet und im Anschluss als Mittelwert mit den anderen berechneten Standardabweichungen der übrigen Messungen bei den restlichen Distanzen und Integrationszeiten zusammengefasst.

Distanzauflösung Zur Bestimmung der Distanzauflösung der Kameras wurde eine Treppenkonstruktion mit abnehmender Stufenhöhe zwischen 100 mm und 0,5 mm genutzt (vgl. Abbildung 4.52). Mit diesem Experiment sollte die Fähigkeit der genutzten Kameras zur Unterscheidung der unterschiedlichen Treppenstufen innerhalb des Tiefenbilds ermittelt werden.



Abbildung 4.52: Messaufbau zur Untersuchung der Distanzauflösung von *ToF*-Kameras

Zur Durchführung der Messung wurde die Kamera senkrecht mit Blickrichtung auf die Stufen über der Treppe positioniert. Die unterschiedlichen Höhenunterschiede entsprachen somit Distanzunterschieden, die zur Bestimmung der Distanzauflösung genutzt werden konnten. Hierfür wurden die Mittelwerte der gemessenen Distanzwerte von zwei benachbarten Treppenstufen berechnet und anschließend die Differenz gebildet. Um einen Einfluss durch Fremdlicht und die Integrationszeit zu vermeiden, wurden die Messungen in einem abgedunkelten Raum und bei fünf gleichmäßig über den Einstellungsbereich gewählten Integrationszeiten durchgeführt.

Winkelabhängigkeit Zur Bestimmung der Winkelabhängigkeit der Messwerte wurde eine ebene Platte im Messfeld der Kamera positioniert. Die Platte wurde hierbei so gelagert, dass sie um eine Achse gedreht werden konnte. Die Kamera wurde für diese Messung so positioniert, dass die Drehachse sich auf der mittleren Zeile des Kamerabildes befand (vgl. Abbildung 4.53). Für die Messung wurde die Ebene in festen Winkelschritten zwischen 0° und 90° um die Achse gedreht. Die 0° -Stellung entsprach hierbei der senkrechten Blickrichtung auf die Ebene. Zur Bestimmung des Einflusses des Kippwinkels der Ebene auf das Rauschlevel der Kamera wurden die Distanzwerte der einzelnen Spalten im Distanzbild betrachtet. Hierfür wurden die Abweichungen der gemessenen Werte von den theoretischen Distanzen bei dem gegebenen Winkel in Verbindung mit dem jeweiligen Öffnungswinkel verglichen.

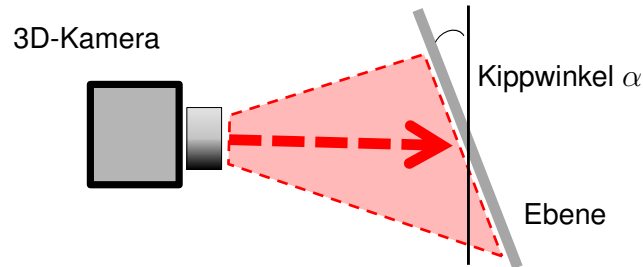


Abbildung 4.53: Messaufbau zur Untersuchung zum Einfluss des Kippwinkels

Fremdlicht Durch den möglichen Einsatzbereich des Sensorsystems unter Labor- und Feldbedingungen könnte es zu Einflüssen durch Fremdlicht kommen. Zu diesen Fremdlichtquellen gehört u. a. das Sonnenlicht, das eine Stärke von bis zu $1120 \frac{W}{m^2}$ im Sommer aufweisen kann. Für den Versuchsaufbau in der vorliegenden Arbeit wurde dafür gesorgt, dass eine direkte Beleuchtung der Kameraschips durch Fremdlichtquellen aufgrund einer geeigneten Abschottung ausgeschlossen war. Um den Einfluss von indirektem Fremdlicht auf die Messergebnisse der *ToF*-Kameras bewerten zu können, wurden Vergleichsmessungen mit Hilfe von externen Lichtquellen bei unterschiedlicher Lichtintensität durchgeführt. Hierfür wurde eine weiße Fläche senkrecht zur Blickrichtung im Sichtfeld der Kamera im Abstand von einem Meter platziert (vgl. Abbildung 4.54). Diese wurde zunächst mit einem Halogenstrahler mit variierender Intensität und im Anschluss mit Sonnenlicht beleuchtet. Da diese Messung der Abschätzung des Einflusses von Extremsituationen diene, wurden die Messungen mit einer weißen Referenzfläche anstelle von Pflanzen durchgeführt.

Wie bereits bei den Messungen zur Farbabhängigkeit und der Distanzauflösung wurde als Distanzreferenz eine Messung des Testobjekts (Fläche) bei absoluter Dunkelheit genutzt. Zur quantitativen Auswertung des Fremdlichteinflusses auf den Messfehler wurde die Differenz des Mittelwerts der Distanzen der beleuchteten Fläche zu denen der Referenzmessung berechnet. Da vermutet wurde, dass sich aufgrund eines verminderten Signal-Rausch-Abstandes der Einfluss nicht nur in einem Messfehler, sondern auch in der Erhöhung des Rauschens niederschlagen würde, ist ebenfalls die mittlere Standardabweichung berechnet worden. Im Gegensatz zu den meisten anderen durchgeführten Messungen wurde hier nur die vom Hersteller empfohlene Integrationszeit genutzt.

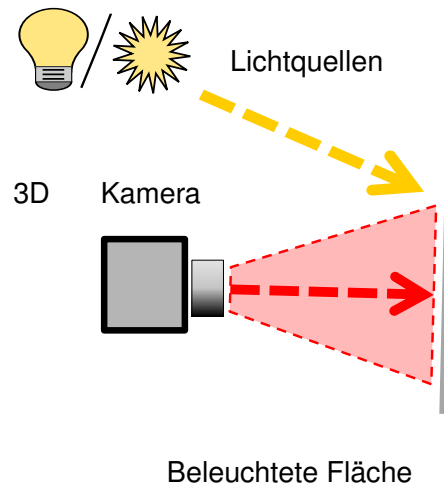


Abbildung 4.54: Messaufbau zur Untersuchung zum Einfluss von Fremdlicht

Feuchtigkeit Da es sich bei dem Messprinzip der *ToF*-Kameras um eine optische Bestimmung der Phasenlaufzeit von Licht handelt, konnte das Auftreten von Wasser durch eine veränderte Laufzeit oder Brechung des Lichts zu Messfehlern führen. Um diesen möglichen Effekt weiter zu untersuchen, wurden Vergleichsmessungen einer, mit unterschiedlichem Wasserstand benetzten, Bodenfläche einer weißen Wanne durchgeführt. Die Kamera war für diese Messung senkrecht zur Wannenbodenfläche in einer Entfernung von einem Meter angeordnet. Als Referenzmessung wurde die leere Wanne ohne Wasser vermessen (vgl. Abbildung 4.55). Die Größe des Messfehlers resultierte aus der Differenz der Distanzmittelwerte der Messungen zum Mittelwert der Referenzmessung. Um einen Einfluss durch Fremdlicht und die Integrationszeit zu vermeiden, wurden die Messungen in einem abgedunkelten Raum und bei fünf gleichmäßig über den Einstellungsbereich gewählten Integrationszeiten durchgeführt und gemittelt. Wie auch bei dem vorherigem Messaufbau, diente diese Messung der Abschätzung von Extremsituationen. Daher wurde ein pragmatischer Versuchsaufbau mit einem Behälter anstatt eines Messaufbaus mit einer Pflanze gewählt.

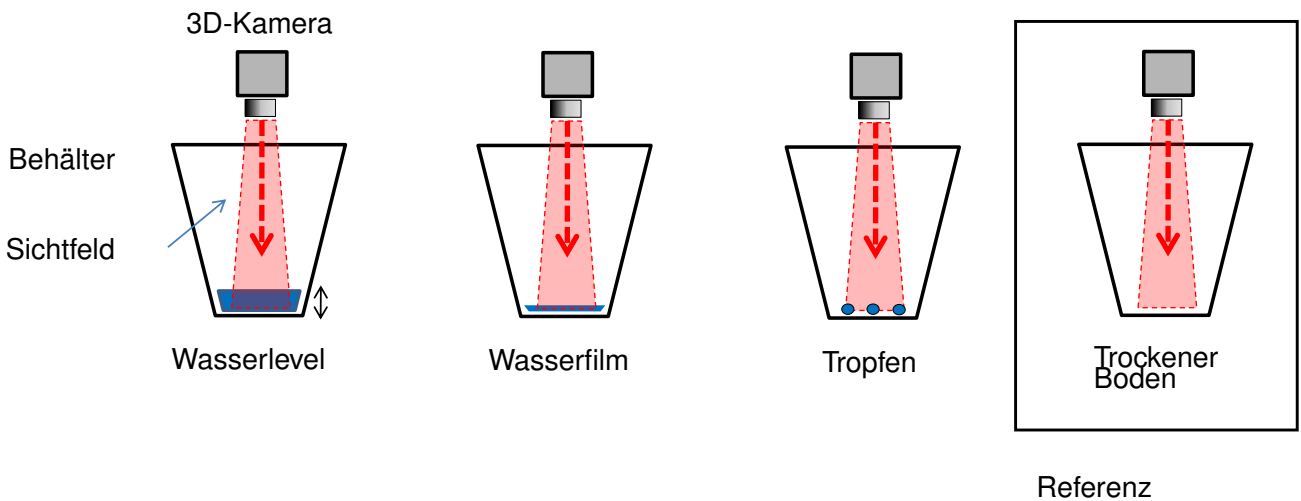


Abbildung 4.55: Messaufbau zur Untersuchung des Feuchtigkeitseinflusses

Bewegung Das Sensorsystem sollte wie bereits erwähnt auch auf autonomen Fahrzeugen zum Einsatz kommen. Daher wurde im Folgenden der Einfluss von Bewegungen auf das System untersucht. Hierfür wurde die Kamera über einem Förderband angebracht, auf dem sich ein rechteckiger Klotz mit der Höhe 10 cm befand. Dieser Klotz konnte translatorisch durch das Förderband mit unterschiedlicher Geschwindigkeit bewegt werden (vgl. Abbildung 4.56). Für die Messungen befand sich der Klotz zunächst außerhalb des Kamerasichtfeldes und wurde im Anschluss mit konstanter Geschwindigkeit durch das Sichtfeld bewegt. Während dieser Bewegung nahm die Kamera fortlaufend Tiefenbilder der Szenerie mit der empfohlenen Integrationszeit der Hersteller auf. Zur Auswertung der Messergebnisse wurde jedoch nur das Bild genutzt, in dem der vollständige Klotz sichtbar war, um das Verhalten an der der Bewegung zu- und abgewandten Kante des Klotzes untersuchen zu können. Zur Berechnung des entstandenen Fehlers an diesen Kanten wurden die Distanzwerte einer Zeile des Tiefenbilds ausgewählt, die den Klotz sowie dessen Kanten und das Bodenlevel enthielten.

Der Einfluss von hochfrequenten Vibrationen, wie sie durchaus bei Wind auftreten können, wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht untersucht. Bei Pflanzen, die sich im Wind bewegen, handelt es sich eher um geringe Frequenzen im Vergleich zu der Framerate der verwendeten Kameras.

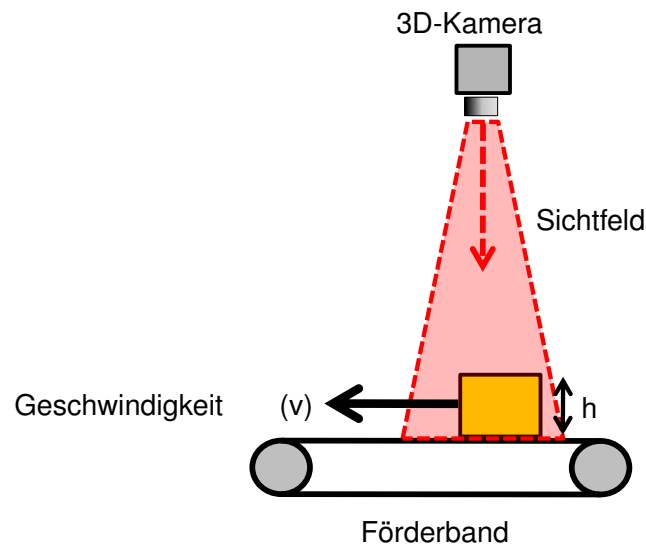


Abbildung 4.56: Dynamische Messung

4.8 Validierung der entwickelten Methoden

Nachdem die verwendeten Materialien vorgestellt und die Methoden zur automatisierten Phänotypisierung entwickelt wurden, sollen in diesem Abschnitt die Methoden durch Messungen validiert werden. Hierfür wurden Messungen an echtem Pflanzenmaterial durchgeführt.

4.8.1 Pflanzenmaterial

Für die Durchführung der Messungen wurden im Gewächshaus Maispflanzen angezogen. Hierfür wurden im Abstand von jeweils einer Woche je ein Tablett mit ca. 20 Pflanzen gesät. Über einen Zeitraum von fünf Wochen entstanden so ca. 100 Pflanzen mit einer Höhe zwischen 10 und 45 cm und einer Blattanzahl zwischen zwei und sechs Blättern. Mit diesen Werten befanden sich die Pflanzen im geplanten Makrostadium 1 der *BBCH*-Skala 2.3.2.

Zusätzlich wurden fünf Maisreihen mit jeweils ca. 75 Pflanzen im Gewächshaus im Abstand von einer Woche ausgesät.

4.8.2 Top-View-Methode

Zur Überprüfung der Top-View-Methode wurden die Pflanzen aus dem Gewächshaus genutzt. Hierfür wurde die Kamera am autonomen Feldroboter *BoniRob* montiert (vgl. Abbildung 4.57). Die Ausrichtung wurde entsprechend des Konzeptes gewählt, so dass sich die Pflanzen senkrecht von oben betrachtet im Blickfeld befanden. Die Höhe der Kamera wurde dafür so gewählt, dass sich alle in der Pflanzenreihe vorhandenen Pflanzen jeweils innerhalb der Grenzen des Tiefenbildes befanden.



Abbildung 4.57: Automatische Top-View-Vermessung der Pflanzen

Um eine Überlappung auszuschließen, wurde die vorhandene Anzahl der Pflanzen von 375 um ca. zwei Drittel reduziert indem jeweils zwei Pflanzen zwischen den zu messenden Pflanzen entfernt wurden. Dies resultierte in einer effektiv nutzbaren Anzahl von 124 Pflanzen. Die Aufnahme der Tiefenbilder von dem Pflanzenmaterial geschah während der autonomen Navigation. Hierfür wurde die entwickelte Software zur Aufnahme der Tiefenbilder in die Robotersoftware integriert. Im Anschluss an die Datenaufzeichnung wurde die automatische Phänotypisierung mit der Top-View-Methode auf die Daten angewendet und die Blattanzahl sowie die Pflanzenhöhe bestimmt. Eine gesonderte Messung zur Beurteilung der Rotations- und Größeninvarianz der Methode wurde nicht durchgeführt, da bereits eine natürliche Streuung der Pflanzengröße/-rotation vorhanden war.

Um die automatisch ermittelten Ergebnisse validieren zu können, wurden die Blätter manuell gezählt und die Pflanzenhöhe manuell mit Hilfe eines Zollstocks gemessen. Der gemessene Punkt entsprach hierbei dem in Abschnitt 4.2 definierten höchsten Punkt der Pflanze (s. Abbildung 4.58).



Abbildung 4.58: Manuelle Messung der Pflanzenhöhe

4.8.3 Multi-View-Methode

Da zum Zeitpunkt dieser Arbeit nur eine Kamera des Typs *PMD CAMCUBE* zur Verfügung stand, konnten die Messungen zur Validierung der Multi-View-Methode nicht im Gewächshaus mit dem Roboter *BoniRob* durchgeführt werden. Um die Algorithmen dennoch zu überprüfen, wurde der bereits für die Entwicklung genutzte Drehteller eingesetzt. Wie bereits in Abschnitt 4.5.4 beschrieben, konnten mit Hilfe der Anordnung einer Kamera und dem Drehteller mehrere virtuelle Kamerapositionen durch die Drehung des Messobjektes erzeugt werden (vgl. Abbildung 4.59).

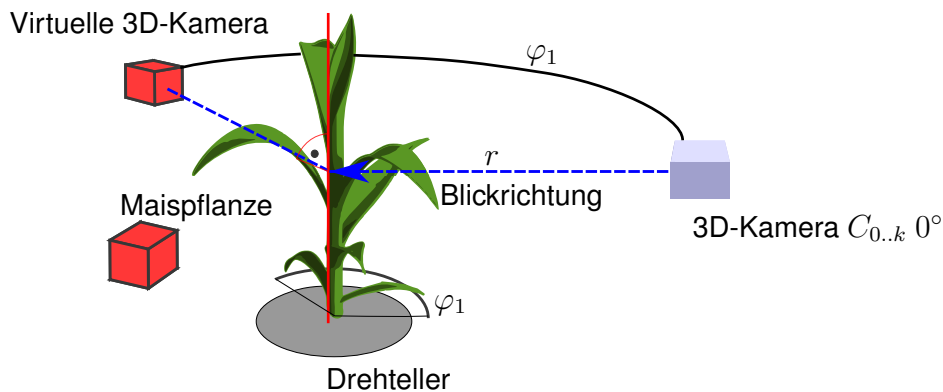


Abbildung 4.59: Erzeugung von virtuellen Kameras durch Drehung der Pflanze

4.8.3.1 Bestimmung der optimalen Multi-View-Konfiguration

Nachdem die Multi-View-Methode zur automatischen Phänotypisierung entwickelt wurde, war es notwendig zu beurteilen, wie viele Kameras für die ordnungsgemäße Funktion der Algorithmen notwendig waren. Ziel war es, eine Pflanze mit einer unterschiedlichen Anzahl von Kameras aufzunehmen, um im Anschluss die Veränderung der berechneten Blattlänge und -fläche bewerten zu können. Hierbei mussten die Kameras entsprechend der konzeptionellen Vorgabe aus Abschnitt 4.5.4 in gleichmäßig verteilten Winkelschritten um die Pflanze herum positioniert sein. Da die Pflanzeigenschaften der Kunstpflanze aus Abschnitt 4.1 bekannt und über den Verlauf von mehreren Messreihen hinweg unveränderlich waren (vgl. Abbildung 4.60), eignete sie sich besonders für das Experiment. Hierfür wurden die Winkelschritte 360° , 180° , 120° , 90° und 45° , was einer Kameraanzahl von eins, zwei, drei, vier und acht entspricht, gewählt.

Zunächst wurden die mit Hilfe der entwickelten Methode berechneten Ergebnisse für die Blattlänge mit den tatsächlichen Längen verglichen. Da erwartet wurde, dass das Messergebnis sich ab einer bestimmten Anzahl von Kameras nicht weiter verbessern lässt, da die Pflanze bereits ausreichend gut durch die Punktwolke abgedeckt war, sollte an dieser Stelle nicht die absolute Messgenauigkeit ermittelt, sondern der Sättigungspunkt gefunden werden.

Neben der optimalen Kameraanordnung war es ebenfalls sinnvoll, eine optimale Einstellung für die in Abschnitt 4.6.2.2 beschriebene *Nearest-Neighbor*-Filterung der Punktwolke zur Reduzierung des Rauschens zu bestimmen. Da der Filter auf der Auswertung der Distanzen zwischen den Punkten der Punktwolke basierte, wurde in Abschnitt 4.6.2.2 der Grenzwert für den Filter auf Basis dieser Entfer-

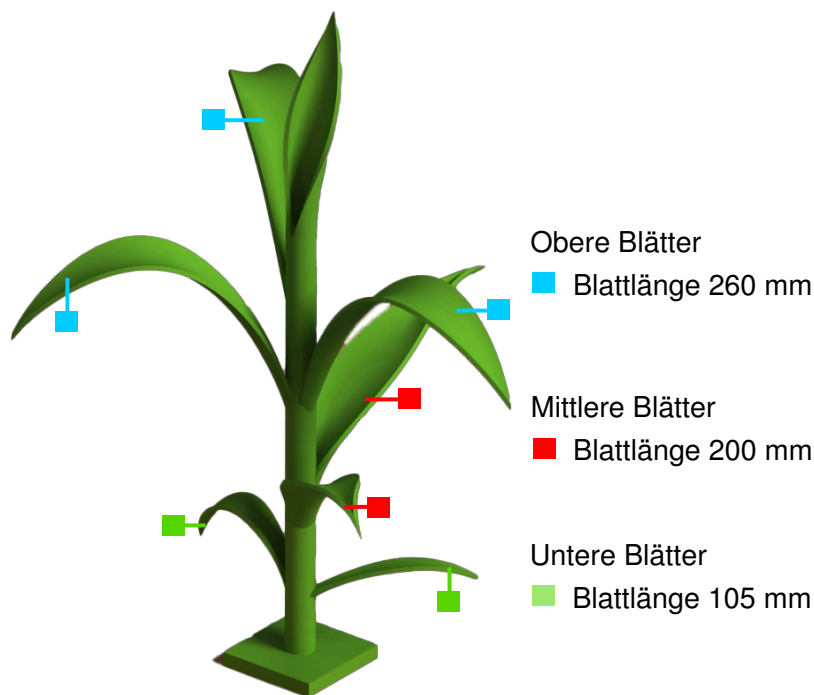


Abbildung 4.60: Aufbau der künstlichen Maispflanze

nungen in Form eines Quantils festgelegt. Zur Bestimmung der optimalen Einstellung des Filters wurde das Quantil im Bereich zwischen 86 % und 96 % verändert und die Auswirkungen auf die mit der Multi-View-Methode automatisch berechneten Pflanzeigenschaften der Kunstpflanze aus Abschnitt 4.1 beurteilt.

Eine weitere Messung wurde zur technischen Wiederholbarkeit durchgeführt. Hierfür wurden 30 Wiederholungsmessungen von der Kunstpflanze durchgeführt und die Blattlängen automatisch mit der Multi-View-Methode ausgewertet. Während der Messung herrschten gleichbleibende Lichtverhältnisse, um einen Einfluss auf die Ergebnisse ausschließen zu können. Die Position der Pflanze wurde zwischen den Messungen auf einen zufälligen Winkel verdreht und vor der nächsten Messung wieder auf die Ursprungsposition zurückgesetzt.

In einer weiteren Messung wurde der Einfluss der Rotation des Messobjektes auf die mit der Multi-View-Methode erzeugten Messergebnisse untersucht. Hierfür wurde die künstliche Maispflanze auf dem Drehteller platziert, in 90°-Schritten aufgenommen und die Blattlängen automatisiert ausgewertet. Zur Beurteilung der Rotationsabhängigkeit wurde diese Messung mit einer jeweils um 15° veränderten Startposition durchgeführt. Diese Messung wurde in 15°-Schritten zwischen 0° und 345° wiederholt.

Da die 3D-Rekonstruktion auf einem iterativen Verfahren beruht, indem die Pflanze aus mehreren Punktwolken aus unterschiedlichen Blickrichtungen nacheinander zusammengesetzt wird, wurde vermutet, dass die Reihenfolge der Rekonstruktion auf die Messergebnisse einen Einfluss haben könnte. Um einen möglichen Einfluss erkennen zu können, wurde die Reihenfolge in einer weiteren Messung absichtlich verändert. Als Grundlage wurde eine Multi-View-Anordnung, bestehend aus vier Kameras mit einem Winkelabstand von je 90° , angenommen. Als Messobjekt wurde ebenfalls die künstliche Maispflanze genutzt. Die Datenbasis bestand aus jeweils einer Aufnahme aus den vier definierten Blickrichtungen. Diese wurden anschließend als Basis für die 3D-Rekonstruktion mit dem *ICP*-Verfahren (vgl. Abschnitt 4.6.2.5) genutzt, wobei die Reihenfolge in allen möglichen Kombinationen variiert wurde. Aus jeweils einer Kombination wurden im Anschluss die Blattlängen der künstlichen Maispflanze mit der Multi-View-Methode ermittelt.

4.8.3.2 Multi-View-Messungen mit echten Pflanzen

Als Messobjekte wurden die im Gewächshaus in Schalen kultivierten Pflanzen verwendet. Für die Messung wurde, wie in Abbildung 4.61 dargestellt, jede Pflanze einzeln auf dem Drehteller positioniert und jeweils entsprechend dem Ergebnis zur optimalen Kameraanordnung in 90° -Schritten (vgl. Abschnitt 5.2.2) gedreht.

Um den Einfluss durch die Bewegung zu minimieren, wurde nach jeder Drehung eine Pause von einer halben Minute eingelegt, bevor die Messung an dieser Position gestartet wurde. Dies sollte verhindern, dass sich die Pflanze bedingt durch die Drehung noch in Bewegung befindet und dies somit das Ergebnis verfälscht. Nachdem die Datenaufnahme für die Pflanzen abgeschlossen war, wurde die automatische Phänotypisierung mit der Multi-View-Methode auf die Daten angewandt und die Pflanzenhöhe, -breite, -stellung, sowie die Blattlänge, -anzahl und -fläche berechnet.

Zur Überprüfung der Messergebnisse wurden diese Pflanzen ebenfalls manuell vermessen. Auch hier wurde die Pflanzenhöhe mit Hilfe eines Zollstocks bestimmt und die Blätter gezählt. Für die Bestimmung der Höhe wurden 45 der ca. 100 vorhandenen Pflanzen genutzt. Auswahlkriterium war die Begrenzung auf das *BBCH*-Stadium 1. Um die Blattlänge zu bestimmen, wurden die Blätter am Blattsprung von der Pflanze entfernt und auf Millimeterpapier aufgeklebt (s. Abbildung 4.62) und gescannt. Zusätzlich wurde die Stelle, an der das Blatt den Stängel berührte, als Kontaktpunkt für die sichtbare Blattlänge markiert. Insgesamt wurden 75 Blätter von 20 Pflanzen unterschiedlicher Höhe auf diese Art und Weise untersucht.

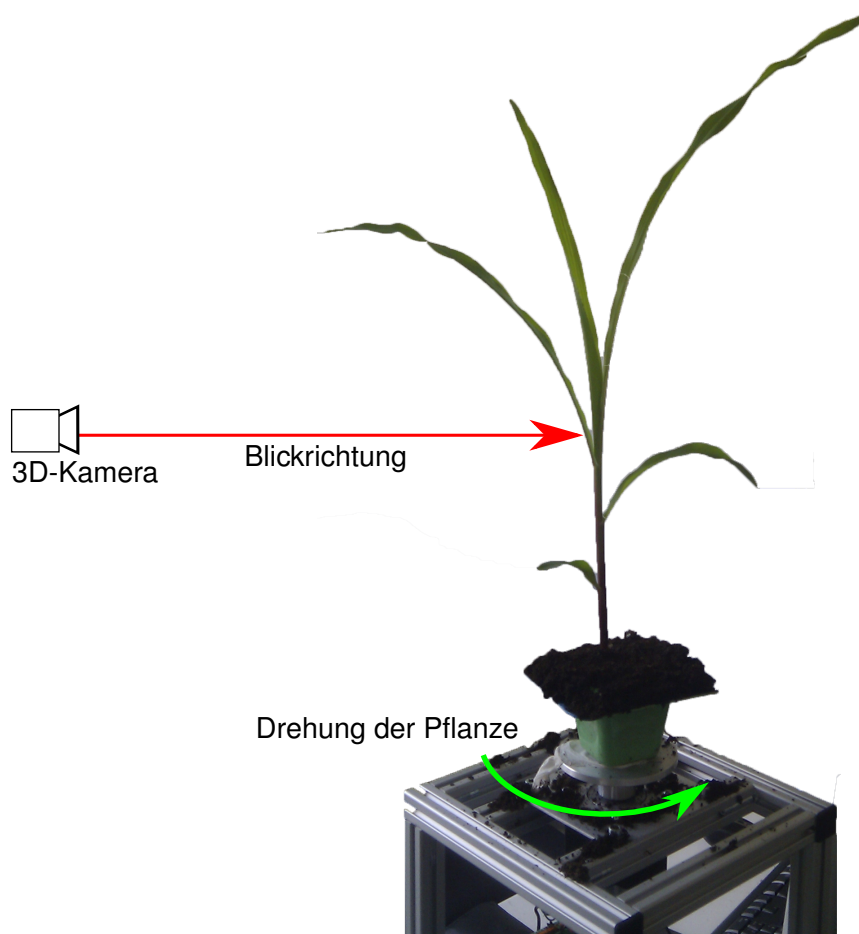


Abbildung 4.61: Messaufbau zur Validierung der Multi-View-Methode

Mit Hilfe einer Bildverarbeitungssoftware wurden im Anschluss die eingescannten Blätter vermessen, indem die Pixelanzahl des grünen Blattbereichs ermittelt und mit Hilfe der Auflösung die Fläche und die Länge berechnet wurden. Hieraus ließen sich die Blattlänge und die Blattfläche ableiten.



Abbildung 4.62: Manuelle Vermessung der Blattlänge und -fläche

4.8.3.3 Kameraeinstellungen

Zur Reduzierung des Rauschens wurden für die durchgeführten Messungen zur Validierung der Top-View- und Multi-View-Methode je 100 Aufnahmen gemittelt (vgl. [Muf11, Kim12]) und eine Integrationszeit von 20 ms gewählt. Letztere hat in Testmessungen gezeigt, dass sie ausreichend ist, um alle Pflanzenpixel ohne Ausfälle zu detektieren und gleichzeitig in einer vergleichsweise geringen Standardabweichung resultiert (vgl. [Muf11, Kim12]).

KAPITEL 5

Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der durchgeführten Messungen zur generellen Tauglichkeit von *ToF*-Kameras für die automatische Phänotypisierung und die Ergebnisse zur Validierung der entwickelten Top-View- und Multi-View-Methode präsentiert.

5.1 Charakterisierung der Kamera

Zunächst werden die Ergebnisse der Charakterisierung der Kamera aus Abschnitt 4.7 vorgestellt. Zu ihr gehört die Untersuchung der Farbabhängigkeit und damit des Rauschlevels, der Distanzauflösung, der Winkelabhängigkeit, sowie des Einflusses von Feuchtigkeit, Staub und Bewegung auf das Tiefenbild.

5.1.1 Farbabhängigkeit

Das Ergebnis zur Farbabhängigkeitsmessung ist in Abbildung 5.1 für die *ifm*-Kamera und die *PMD*-Kamera dargestellt. Die beiden Diagramme zeigen die Differenz der Distanzmittelwerte in den unterschiedlichen Farbbereichen im Vergleich zu dem im weißen Bereich gemessenen Distanzmittelwert. Des Weiteren ist das Rauschlevel in den unterschiedlichen Bereichen als Standardabweichung aufgetragen.

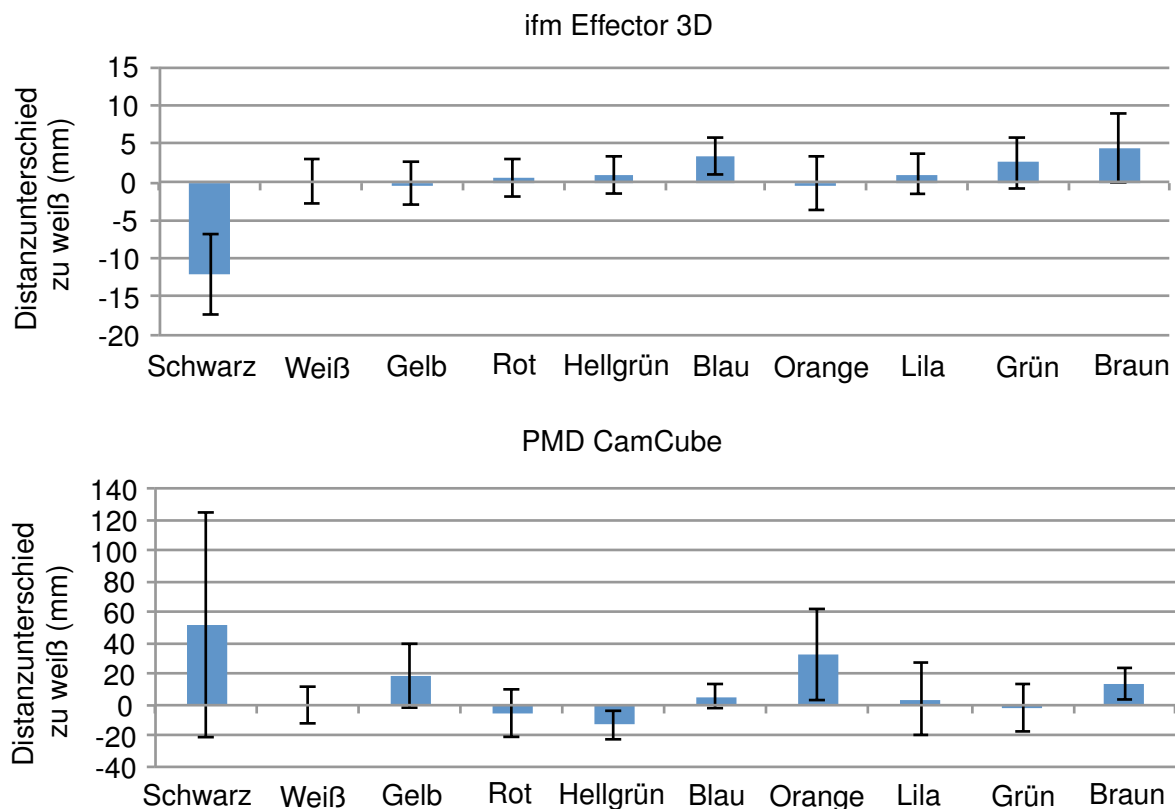


Abbildung 5.1: Ergebnis zur Messung der Farbabhängigkeit der beiden verwendeten Kameras. Dargestellt ist die Abweichung der mit der Kamera gemessenen Entfernungen zu den farbigen Flächen im Vergleich zur tatsächlichen Entfernung zwischen der Kamera und der jeweiligen Fläche. Die weiße Fläche wurde für diese Auswertung als Referenz angenommen. Alle Flächen wurden im gleichen Abstand zu der Kamera positioniert. Dargestellt sind die Mittelwerte und die Standardabweichung aus $N=100$ je Farbe

Beide Diagramme zeigen, dass sich die in den Farbbereichen gemessenen Distanzmittelwerte von denen des weißen Bereichs unterscheiden. Während die Unterschiede für die *ifm*-Kamera im Mittel (ohne schwarz) bei 5 mm liegen, erreichen die Fehler bei der *PMD*-Kamera bereits eine Größe von bis zu 3 cm. Am stärksten ist dieser Effekt im schwarzen Bereich. Ebenfalls beträgt das Rauschlevel in diesem Bereich eine Höhe von 5 cm bei der *PMD*-Kamera. In den restlichen Farbbereichen liegt das Rauschlevel im Mittel bei 5 mm für die *ifm*- und 1,5 cm für die *PMD*-Kamera.

5.1.2 Distanzauflösung

Im Rahmen der Untersuchungen zur Distanzauflösung der beiden Kameratypen wurden die bereits bei der Farbabhängigkeitsmessung durch das Rauschen entstandenen Messwerte bestätigt. Wie in

5.1 Charakterisierung der Kamera

Abbildung 5.2 zu sehen ist, hängt die Distanzauflösung der Kameras von ihrem Rauschlevel ab. Damit entspricht die Distanzauflösung der *ifm*-Kamera ungefähr 5 mm und die der *PMD*-Kamera ungefähr 1,5 cm.

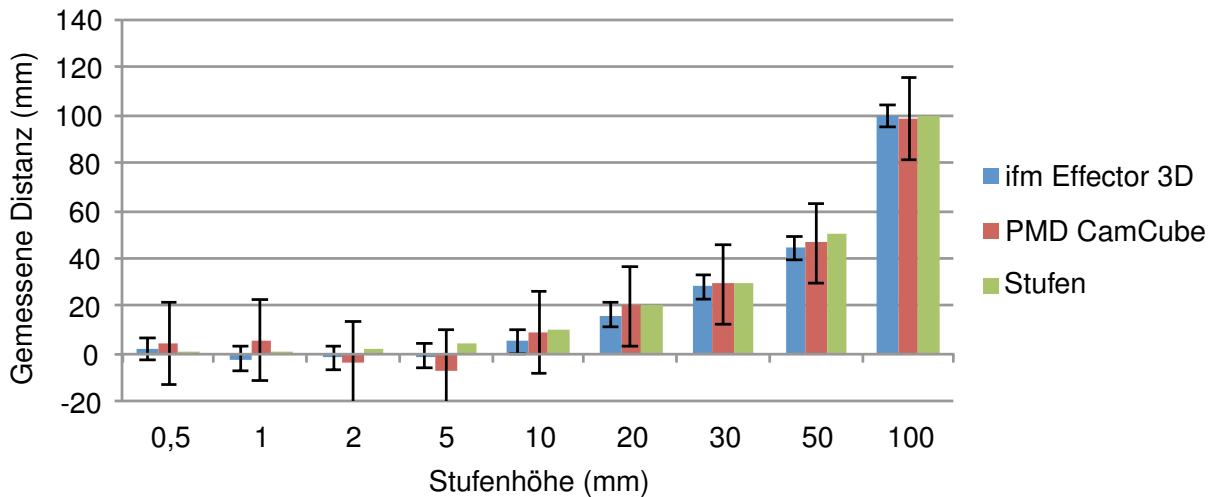


Abbildung 5.2: Ergebnis zur Messung der Distanzauflösung, N=100 je Stufe. Dargestellt sind die Mittelwerte und Standardabweichung der gemessenen Stufenhöhen

5.1.3 Fremdlicht

Für die Messungen des Fremdlichteinflusses wurde, ebenso wie bei den vorherigen Messungen, ein Level als Referenzgröße festgelegt. Bei dieser Auswertung wurde die gemessene Entfernung bei einem Fremdlichteinfluss von $4,4 \frac{W}{m^2}$ als Referenzgröße genutzt. Die restlichen in Abbildung 5.3 abgebildeten Werte stellen die Differenz zu dem festgelegten Referenzlevel dar.

Wie aus dem Diagramm zu erkennen ist, wächst der Fehler mit steigender Lichtintensität bis auf 5 cm bei $750 \frac{W}{m^2}$ an. Neben dem steigenden Fehler erhöht sich auch das Rauschlevel der Distanzmessung.

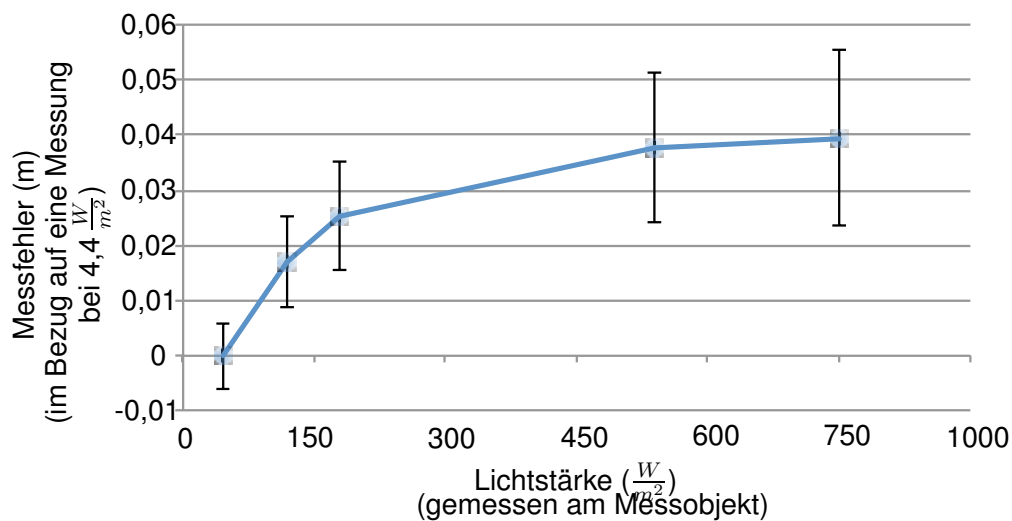


Abbildung 5.3: Ergebnis zur Messung des Fremdlichteinflusses. Dargestellt sind die Mittelwerte und Standardabweichungen der gemessenen Differenz vom Referenzabstandswert in einem Abstand von einem Meter bei $4,4 \frac{W}{m^2}$. Stichprobenumfang je Messung war $N=100$.

5.1.4 Einfluss von Feuchtigkeit

Bei der nächsten Messung wurde der Einfluss von Feuchtigkeit auf dem Messobjekt gemessen. Als Referenz diente hier die Distanzmessung eines trockenen Messobjektes. Wie aus dem Diagramm in Abbildung 5.4 zu erkennen ist, steigt der Fehler mit steigender Wassersäule. Dieser Effekt ist zunächst bei der *PMD*-Kamera ausgeprägter als bei der *ifm*-Kamera. Dies ändert sich aber ab einem Wasserstand von 5 mm. Das Rauschlevel wird bei dieser Messung nicht durch die Wassersäule beeinflusst.

5.1.5 Bewegung

Da die entwickelte Methode auch unter dynamischen Bedingungen eingesetzt werden soll, z. B. in Verbindung mit autonomen Feldrobotern, war es nötig, anhand eines Experiments den dadurch möglicherweise entstehenden Einfluss zu analysieren. Das Ergebnis der Messung ist in Abbildung 5.5 dargestellt. Wie in dem Diagramm zu erkennen, ist eine gleichmäßige Messung der Distanzen möglich. Lediglich am Ende des Objektes entsteht ein Distanzsprung, welcher proportional zur Geschwindigkeit des Messobjektes ansteigt.

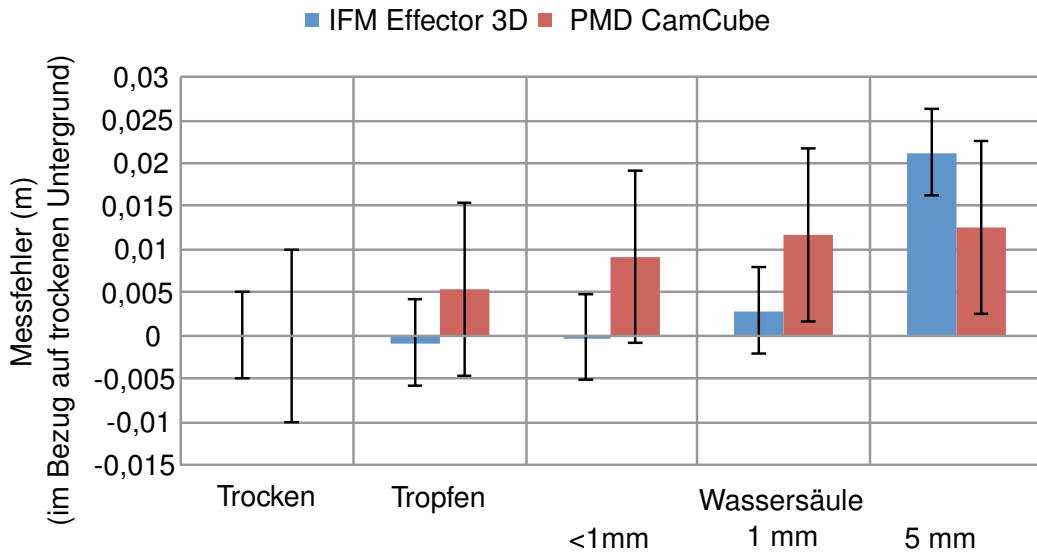


Abbildung 5.4: Ergebnis zur Messung des Feuchtigkeitseinflusses. Dargestellt sind die Mittelwerte und die Standardabweichungen der gemessenen Differenz zu dem Referenzabstand. Der Referenzabstand entsprach der Messung bei trockener Fläche. Die Stichprobengröße war N=100

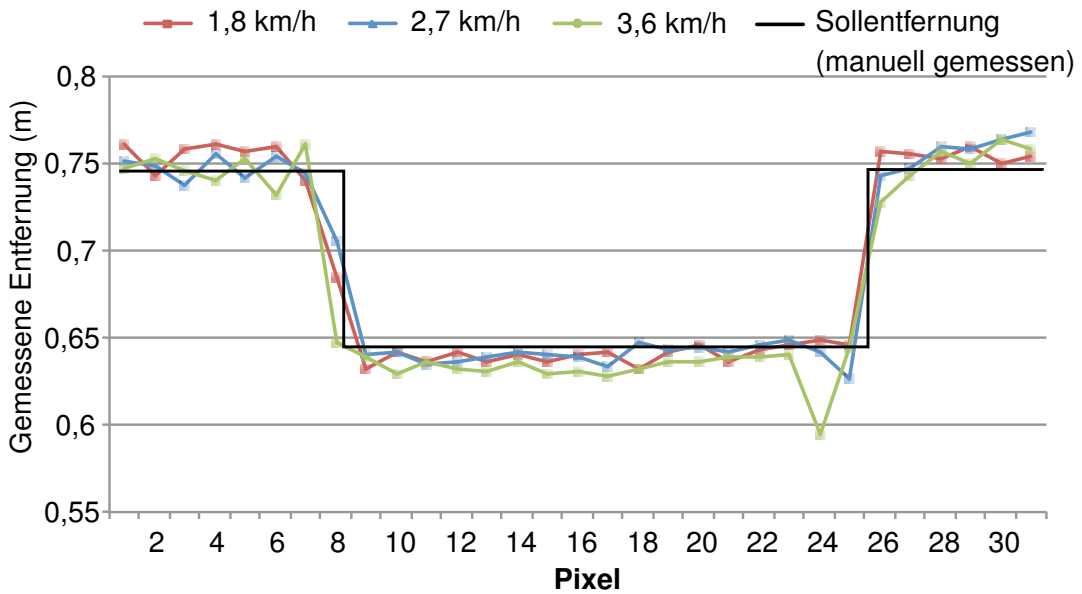


Abbildung 5.5: Ergebnis zur Messung des Bewegungseinflusses

5.1.6 Winkelabhängigkeit

Eine weitere Messung befasste sich mit der Bestimmung einer möglichen Winkelabhängigkeit der Messergebnisse. Die in Abbildung 5.6 dargestellten Ergebnisse zeigen, dass bis zu einem Verkippwinkel des Messobjektes von 30° mit einer geringen Beeinflussung der Messung gerechnet werden kann. Bei einem Winkel von 60° ist bereits eine Abweichung von 18 mm bei dem *ifm Effector 3D* und von 25 mm bei dem *PMD CamCube* vorhanden, die bei einem Winkel von 70° bis auf eine Abweichung von 177 mm und 60 mm ansteigen kann. Bei einem Winkel $> 80^\circ$ war keine Messung mehr möglich.

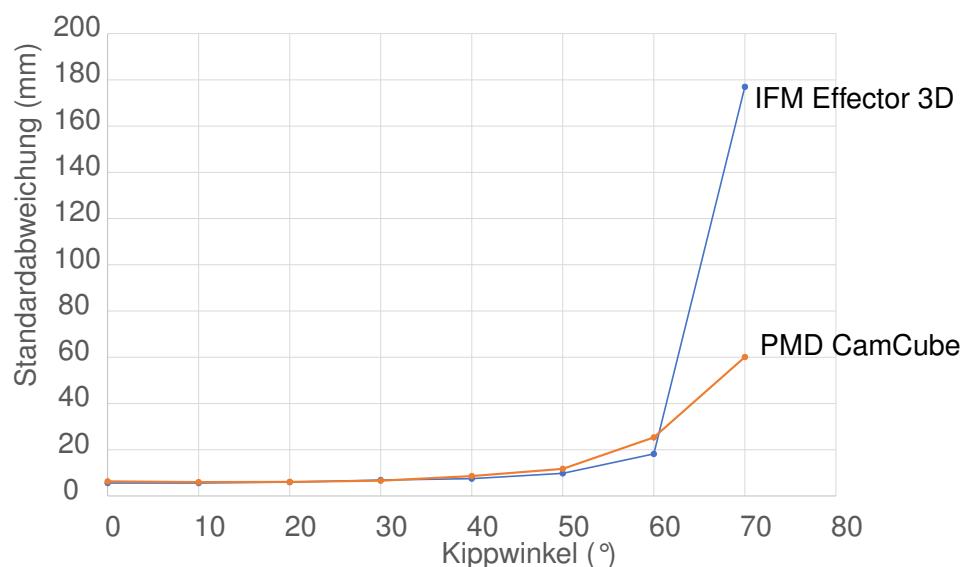


Abbildung 5.6: Ergebnis zur Messung der Winkelabhängigkeit

5.2 Pflanzenvermessung

Um eine Vergleichbarkeit mit der Literatur zu ermöglichen, wurden die in den vorgestellten relevanten Arbeiten des Kapitels *Stand der Technik* (vgl. Abschnitt 2.4) vielfach verwendeten Kennzahlen Bestimmtheitsmaß (R^2) und Root-Mean-Square-Error (*RMSE*) für die Darstellung der Ergebnisse verwendet. Mit beiden Kennzahlen ist jedoch keine Beurteilung des kausalen Zusammenhangs möglich (vgl. [Bec16]). Daher wurde zusätzlich eine Beurteilung anhand der Abweichung von der Winkelhalbierenden durchgeführt. Das Signifikanzniveau wurde für die folgenden Analysen auf 5 % festgelegt.

5.2.1 Top-View

Zur Validierung der entwickelten Top-View-Methode zur automatischen Phänotypisierung wurden die dargestellten Messungen aus Abschnitt 4.8.2 an dem Pflanzenmaterial im Gewächshaus durchgeführt.

Pflanzenhöhe In folgender Abbildung 5.7 ist das Ergebnis zur Höhenmessung der Pflanzen zu sehen. In dem Diagramm ist die manuell gemessene Pflanzenhöhe gegenüber der automatisch ermittelten Pflanzenhöhe aufgetragen. Die Stichprobengröße betrug $N=124$ Pflanzen.

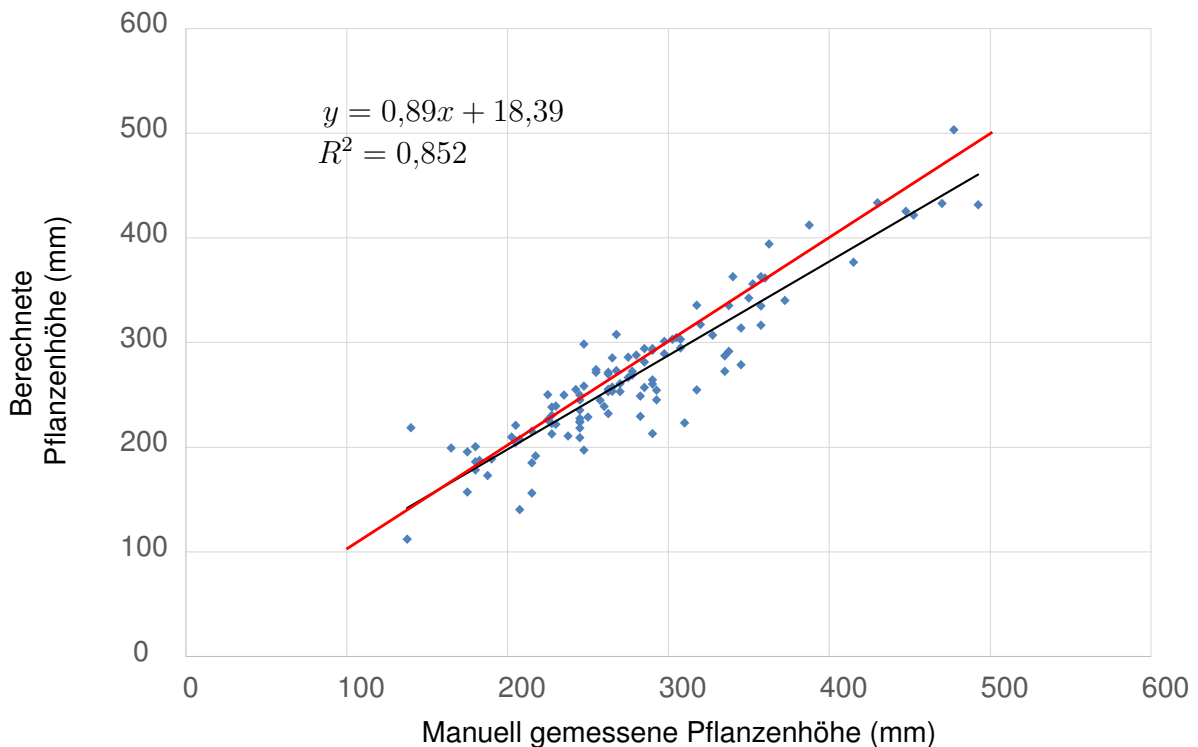


Abbildung 5.7: Ergebnis der Höhenmessung mit der Top-View-Methode, Rot=Winkelhalbierende, $N=124$

Aus der statistischen Auswertung der Daten ergibt sich ein Bestimmtheitsmaß R^2 von 0,852 für die Korrelation und ein $RMSE$ von 26 mm. Mit einem p-Wert von $3,49 \cdot 10^{-47}$ (vgl. Tabelle 5.1) ist die Korrelation von berechneter Pflanzenhöhe zu gemessener Pflanzenhöhe signifikant. Trotz der guten Korrelation besteht eine Abweichung zwischen der gemessenen und der berechneten Pflanzenhöhe, die mit steigender gemessener Pflanzenhöhe leicht zunimmt. Es ist zu erkennen, dass eine Unterschätzung der Pflanzenhöhe durch das Modell vorliegt. Dies spiegelt sich auch in der Steigung der

Regressionsgeraden von 0,89 wider. Neben der mit der gemessenen Pflanzenhöhe steigenden Abweichung liegt auch eine konstante Abweichung von 18,39 mm zwischen der gemessenen und der berechneten Pflanzenhöhe vor.

Zur Überprüfung dieser Ergebnisse wurde zusätzlich eine Residuenanalyse durchgeführt. Wie aus Abbildung 5.8 zu erkennen ist, verteilen sich die Residuen gleichmäßig auf beiden Seiten der Nulllinie. In der Residuenanalyse kann kein systematischer Fehler in der Verteilung festgestellt werden.

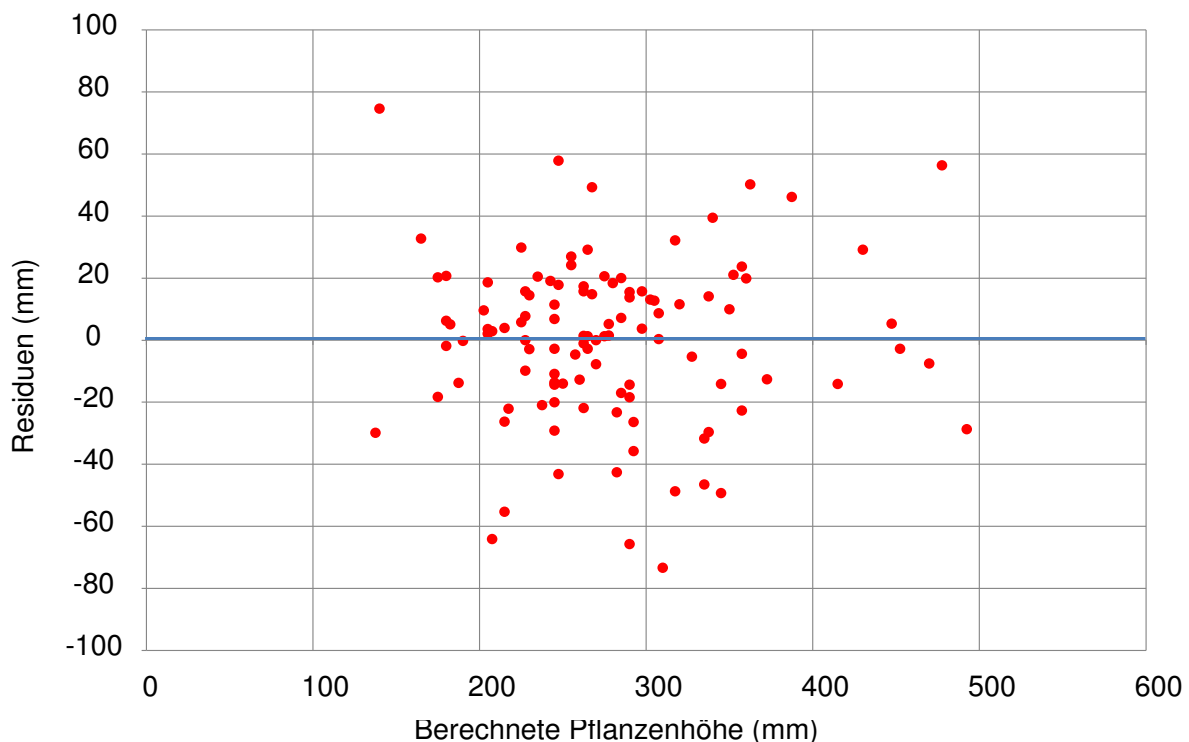


Abbildung 5.8: Residuenanalyse Top-View-Höhenmessung

Untersuchtes Pflanzenmerkmal	Stichprobengröße	Bestimmtheitsmaß	Standardfehler	Root Mean Square Error	Normalized Root Mean Square Error	Signifikanz
Pflanzenhöhe	N 124	R^2 0,85	SER 26,3 mm	$RMSE$ 26 mm	$NRMSE$ 7,3%	$p - Wert$ $3,49 \cdot 10^{-47}$

Tabelle 5.1: Statistik zur linearen Regression der Pflanzenhöhenmessung mit der Top-View-Methode

Blattanzahl Neben der Messung der Pflanzenhöhe wurde ebenfalls die Blattanzahl mit Hilfe der Top-View-Methode gemessen. Da die Top-View-Methode zwei unterschiedliche Algorithmen zur Be-

rechnung der Blattanzahl zur Verfügung stellt (vgl. Abschnitt 4.6.1.3), werden die Ergebnisse getrennt voneinander als Tabellen dargestellt. In der ersten Tabelle befinden sich die Ergebnisse, die mit Hilfe der Verteilungsdichtefunktion ermittelt wurden. Um die Qualität der Methode bewerten zu können, wird hier die manuell gezählte Anzahl der automatisch ermittelten Anzahl von Blättern gegenübergestellt. In der linken Spalte befinden sich die von dem Algorithmus berechneten Ist-Blätter und in der obersten Zeile die manuell gezählten Soll-Blattanzahlen. Durch die Zuordnung als Matrix kann nun erkannt werden, bei welcher Soll-Blattanzahl welche Ist-Blattanzahl ermittelt wurde und in welcher Häufigkeit diese aufgetreten ist. Da im günstigen Fall bei einer 100 %-igen Erkennungsrate die Ist-Werte den Soll-Werten entsprechen wird, würden nur in der Hauptdiagonalen der Matrix Werte größer Null erscheinen. Aus diesem Grund wurde zur optischen Unterstreichung diese Diagonale farblich hervorgehoben.

Die Matrix in Abbildung 5.9 zeigt eine Übereinstimmung mit einer zu 48 % richtig ermittelten Blattanzahl. Außerdem ist zu erkennen, dass sich ein Großteil der falsch gezählten Werte unterhalb der Hauptdiagonalen befinden. Dies bedeutet, dass die Berechnung in den meisten Fällen eine Blattanzahl unterhalb der tatsächlichen ergeben hat. Des Weiteren treten berechnete Blattanzahlen oberhalb von fünf nicht auf.

		Bestimmte Blattanzahl						Ergebnis	
		1	2	3	4	5	6	korrekt	falsch
Manuell gezählte Blattanzahl	2	1	10	3	1	0	0	67 %	33 %
	3	1	17	30	3	1	0	58 %	42 %
	4	0	3	12	17	3	2	46 %	54 %
	5	1	2	3	3	2	0	18 %	82 %
	6	0	1	2	3	3	0	0 %	100 %
								48 %	52 %

Abbildung 5.9: Ergebnis der Blatzzählung mit der Top-View-Methode (Verteilungsdichte), N=124

In der nächsten Abbildung 5.10 ist das Ergebnis der automatischen Blatzzählung mit Hilfe der Skeltierungsmethode (vgl. Abschnitt 4.6.1.3) zu sehen. Die Darstellung in Tabellenform entspricht der vorherigen der Verteilungsdichte-Methode.

		Bestimmte Blattanzahl						Ergebnis	
		1	2	3	4	5	6	korrekt	falsch
Manuell gezählte Blattanzahl	2	0	15	0	0	0	0	100 %	0 %
	3	0	5	46	1	0	0	88 %	12 %
	4	0	3	4	29	1	0	78 %	22 %
	5	0	0	0	1	10	0	91 %	9 %
	6	0	0	0	0	1	8	89 %	11 %
							87 %	13 %	

Abbildung 5.10: Ergebnis der Blattzählung mit der Top-View-Methode (Skelett), N=124

Im Gegensatz zu der Verteilungsdichte-Methode ist bei dem Ergebnis der Skelettierungsmethode eine geringere Streuung der Blattanzahlen zu erkennen. Außerdem gibt es bei dieser Methode weder eine Vorzugsrichtung der Ergebnisse unterhalb der Hauptdiagonalen, noch eine obere Grenze. Die Übereinstimmung von manuell gezählten Blättern zu der berechneten Blattanzahl liegt bei 87 %.

5.2.2 Multi-View

Optimale Kameraanordnung Als Grundlage für alle folgenden Messungen war es notwendig, die optimale Anzahl der benötigten Kameras für die Multi-View-Aufnahmen zu bestimmen. Hierfür wurden die in Kapitel 4.8.3.2 beschriebenen Messungen durchgeführt. Das Ergebnis ist in den folgenden Abbildungen 5.11 und 5.12 dargestellt. Um das Ergebnis der Messung zu verdeutlichen, wurden zusätzlich zu den Messwerten ebenfalls die tatsächlichen Längen der Blätter als gestrichelte Linien eingezeichnet. Da die Kunstpflanze nur drei unterschiedliche Blattlängen verteilt auf die drei Höhenebenen vorweisen kann, beschränkte sich auch die Angabe der tatsächlichen Längen auf die drei Blattlängen der drei Ebenen.

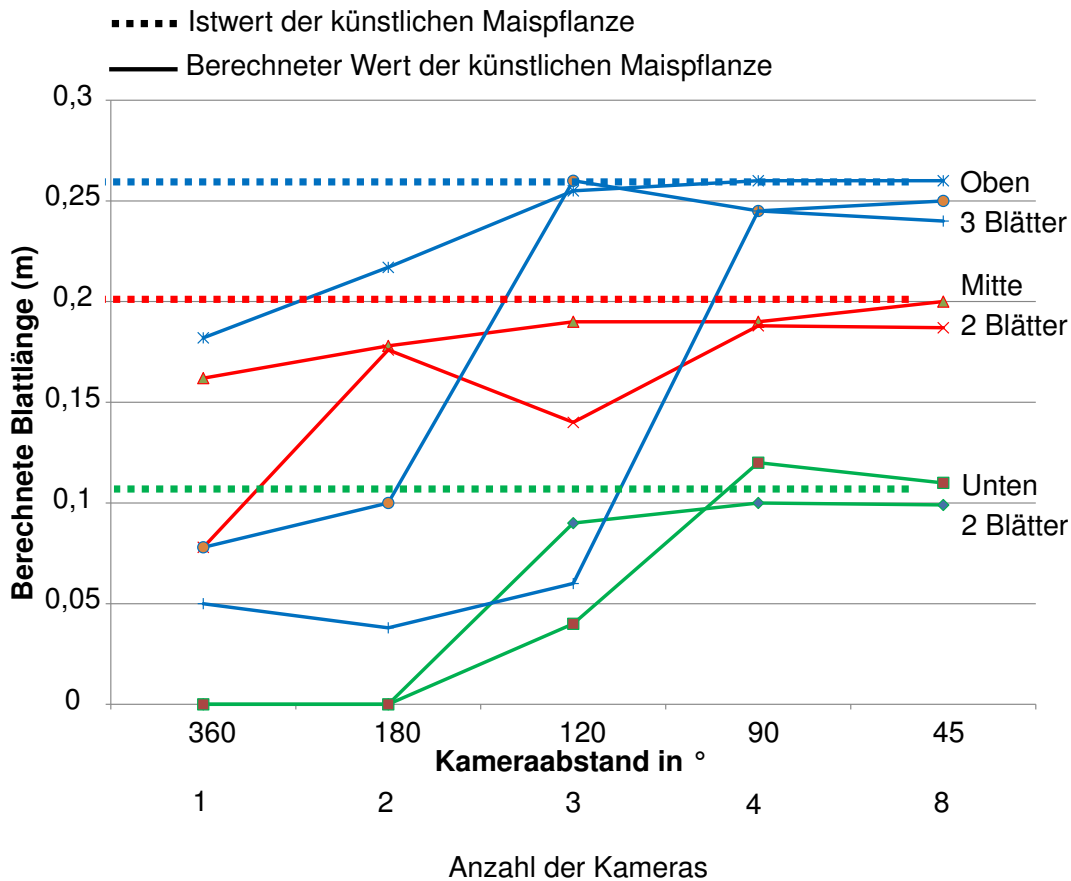


Abbildung 5.11: Ergebnis zur Bestimmung der optimalen Kameraanordnung und -anzahl über die berechnete Blattlänge. Berechnete Blattlänge für identische Einzelblätter je Blatttage in Abhängigkeit der Kameraanzahl

Als Nächstes wurde das Experiment für die Berechnung der Blattfläche wiederholt. Auch in Abbil-

Abbildung 5.12 wurde wie bei Abbildung 5.11 die Sollgröße der Blattflächen als gestrichelte Linie markiert.

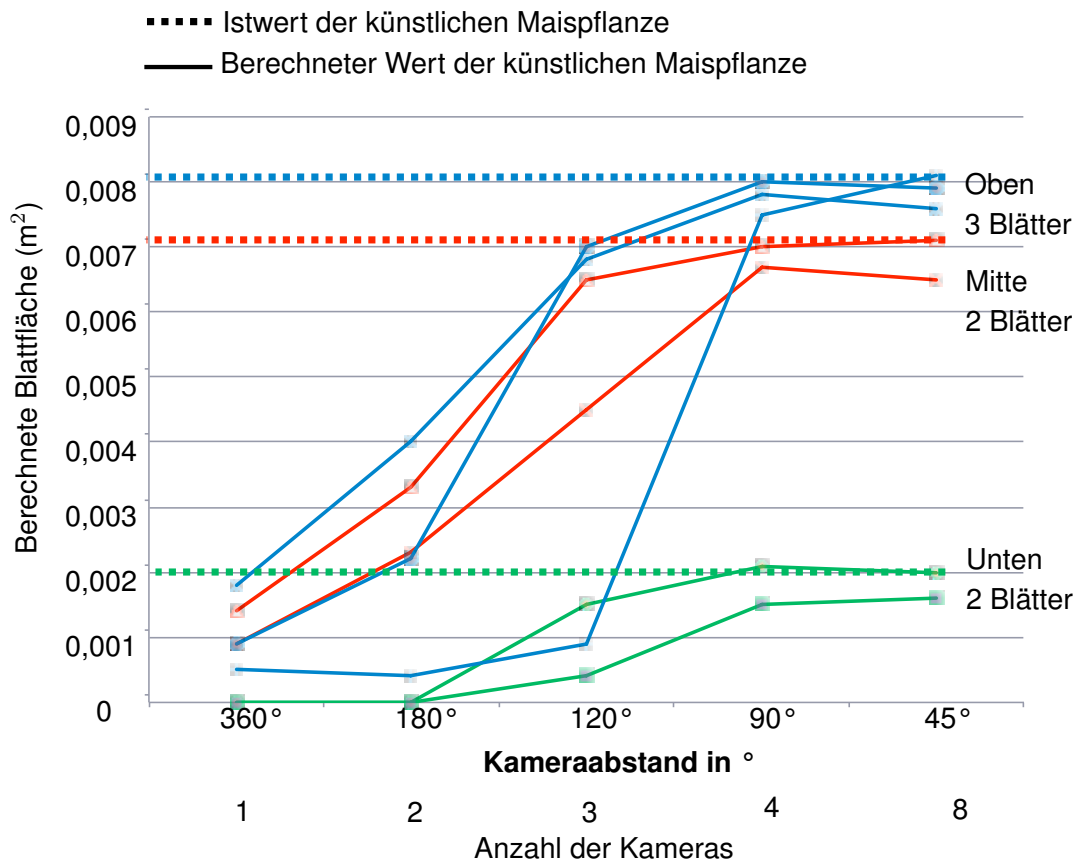


Abbildung 5.12: Ergebnis zur Bestimmung der optimalen Kameraanordnung und -anzahl. Berechnete Blattfläche für identische Einzelblätter je Blattetage in Abhängigkeit der Kameraanzahl

Optimale Filtereinstellung Im nächsten Abschnitt wird das Ergebnis zur Bestimmung der optimalen Filtereinstellung für den *Nearest-Neighbor*-Filter aus Abschnitt 4.6.2.2 dargestellt. In den zugehörigen Messungen wurde das Quantil für die Filtergrenze schrittweise zwischen 86 % und 94 % der vorhandenen Distanzen verändert. Abbildung 5.13 zeigt beispielhaft die resultierenden Punktwolken mit den drei gewählten Einstellungen 86 %, 90 % und 94 %.

Es ist zu erkennen, dass die resultierende Pflanze a) im Vergleich zu Pflanze b) mehr Punkte außerhalb der relevanten Struktur enthält. Das wiederum bedeutet, dass weiterhin ein höheres Rauschlevel bei Pflanze a) als bei Pflanze b) vorhanden ist. Im Gegensatz dazu werden bei Pflanze c) mehr Punkte als bei Pflanze b) herausgefiltert. Dies resultiert in einer löchrigen Struktur der Pflanze

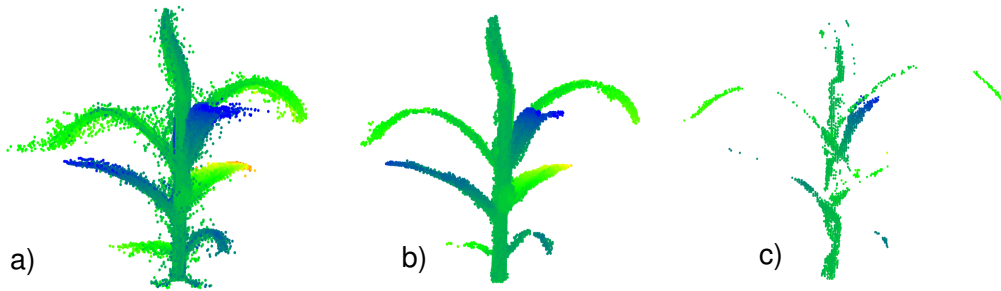


Abbildung 5.13: Einfluss des *Nearest-Neighbor*-Filters auf die Punktwolke. Quantil: a) 94 %, b) 90 %, c) 86 %

Diese Ergebnisse spiegeln sich auch in Abbildung 5.14 wider. Zu erkennen ist, dass in den Randbereichen bei einem Quantil von 86 % und 94 % eine stärkere Abweichung von den Istwerten der künstlichen Maispflanze vorliegt als bei den restlichen Quantilen. Es ist auch zu erkennen, dass bei einem gewählten Quantil von 94 % ein Blatt nicht detektiert werden kann und somit eine Messung eines der unteren Blätter nicht möglich ist.

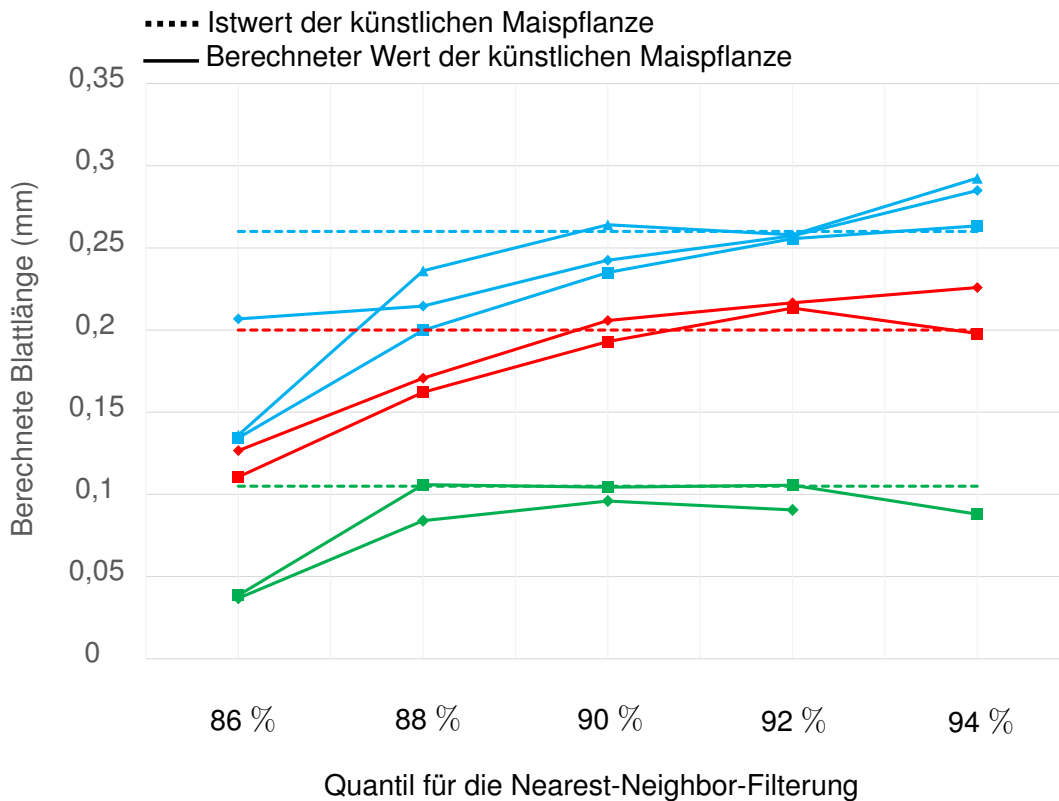


Abbildung 5.14: Auswahl des optimalen Quantils für die *Nearest-Neighbor*-Filtereinstellung.

Wiederholungsmessungen Das Ergebnis der in Abschnitt 4.8.3.2 beschriebenen Wiederholungsmessung ist in Abbildung 5.15 dargestellt. Zur Orientierung wurden ebenfalls die Ist-Blattlängen der vermessenen Maispflanze aufgeführt. Die Messwerte der Blattlängen der sieben Blätter der künstlichen Maispflanze sind jeweils als Boxplots dargestellt. Über alle Blätter verteilt haben die ermittelten Blattlängen eine mittlere Standardabweichung von 4,7 mm. Die Streuung der Messwerte beträgt im maximalen Fall 17 mm. Neben der Streuung ist ebenfalls zu erkennen, dass insbesondere bei den längeren Blättern eine Unterschätzung der Blattlänge vorliegt. Lediglich bei Blatt 2 wird die Blattlänge überschätzt.

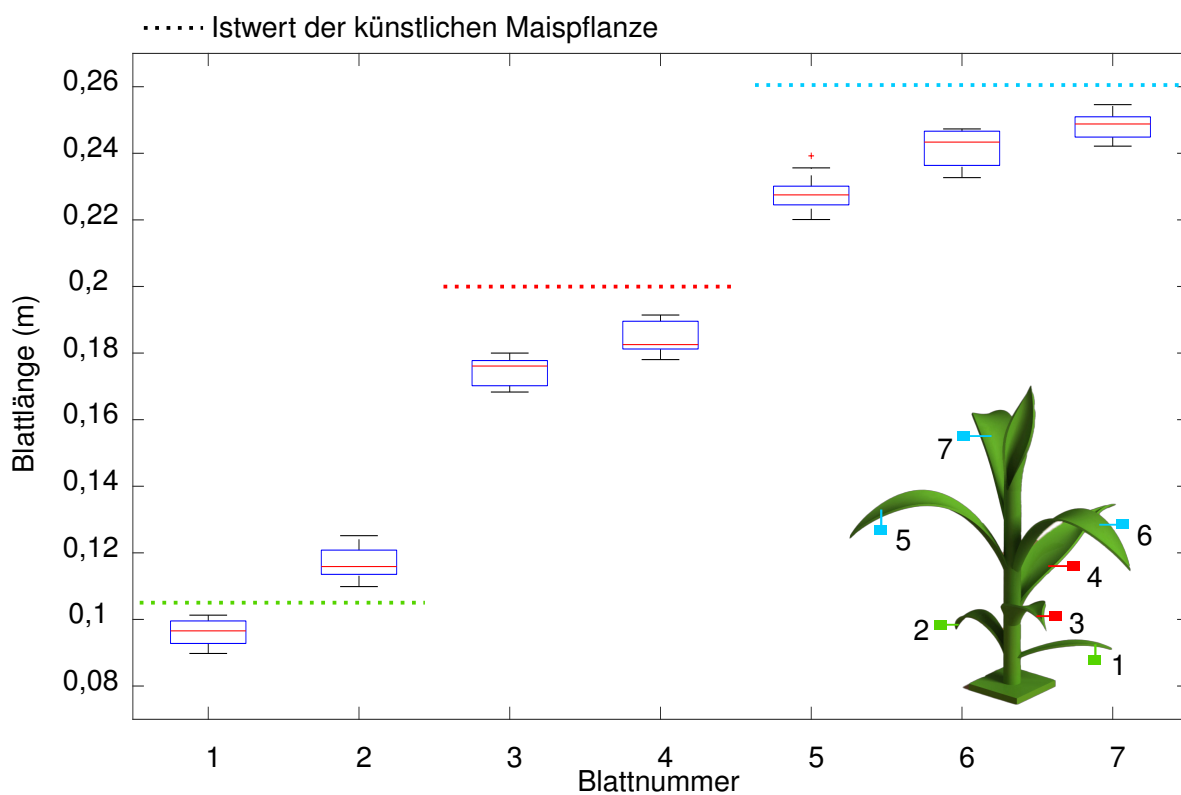


Abbildung 5.15: Wiederholungsmessungen mit der Multi-View-Methode. 30 Messungen

Rotationswinkelabhängigkeit Das in Abbildung 5.16 dargestellte Ergebnis zeigt die vorhandene Streuung der automatisch bestimmten Blattlängen bei unterschiedlichem Rotationswinkel zusammengefasst als Boxplots. Zur Orientierung wurden ebenfalls die Ist-Blattlängen der vermessenen Maispflanze aufgeführt. Die Boxplots enthalten die Messwerte der jeweiligen Blätter bei den durchgeführten Rotationswinkeln zwischen 0° und 345° in 15° -Schritten. Es ist zu erkennen, dass eine Streuung der Werte von bis zu 55 mm vorhanden ist. Des Weiteren ist auffällig, dass sich der Median der jeweiligen Boxplots unterhalb der Zielgröße befindet. Diese Unterschätzung nimmt außerdem mit steigender

Blattlänge zu.

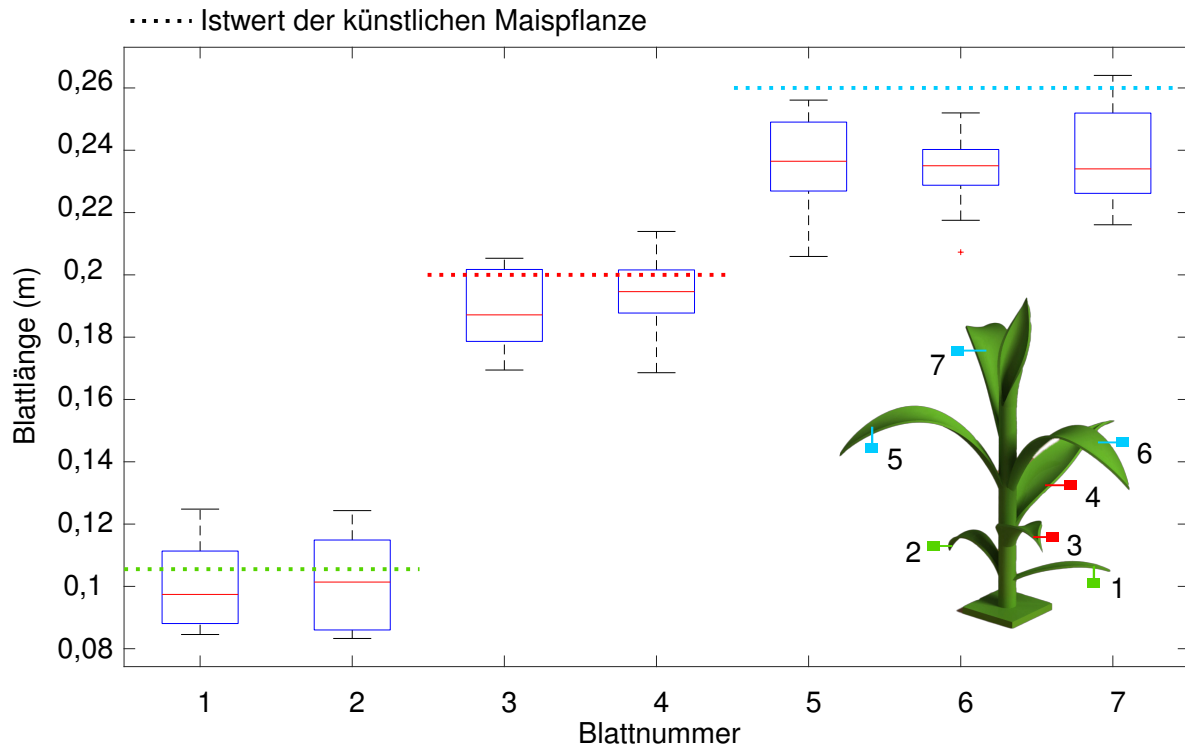


Abbildung 5.16: Messergebnisse zur Streuung der berechneten Blattlänge bei unterschiedlichen Rotationswinkeln der Pflanze im Sichtfeld der Kameras

Einfluss der Rekonstruktionsreihenfolge Das Ergebnis zur Untersuchung des Einflusses der Rekonstruktionsreihenfolge ist in Abbildung 5.17 dargestellt. Wie auch bei den vorherigen Plots wurden zur Orientierung die Ist-Blattlängen der vermessenen Maispflanze aufgeführt. Die Messungen haben ergeben, dass erneut eine Unterschätzung der Blattlänge bei den längeren Blättern vorliegt. Grundsätzlich lässt sich eine ähnliche Verteilung der Lage der Medianwerte wie in Abbildung 5.15 zur Wiederholungsmessung erkennen. Bei dieser Messung liegt im Vergleich zu der Wiederholungsmessung eine größere Streuung vor. Die Streuung der Messwerte lag bei Blatt 3 und bei Blatt 5 bei ca. 34 mm. Bei den kürzeren Blättern 1 und 2 lag diese bei ungefähr 21 mm.

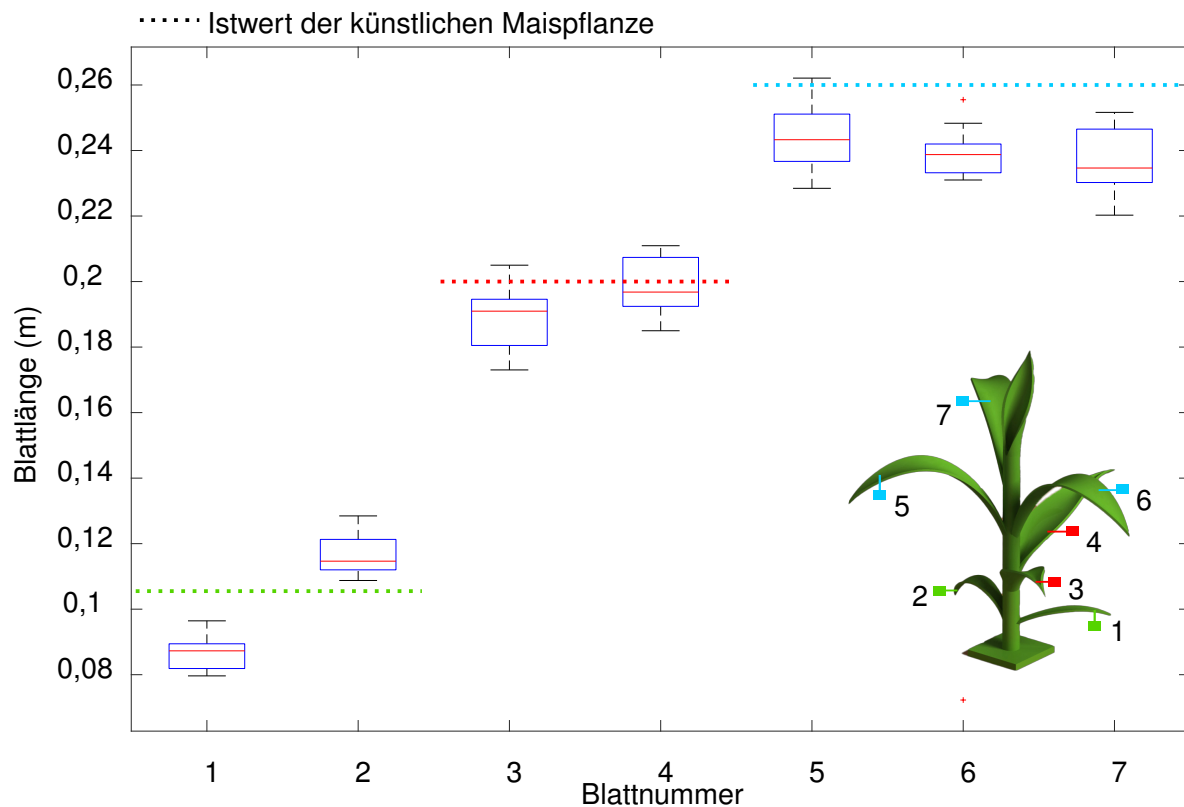


Abbildung 5.17: Messergebnisse zur Streuung der berechneten Blattlänge bei wechselnder Rekonstruktionsreihenfolge

5.2.2.1 Phänotypisierung

Zur Validierung der in Kapitel 4.6.2 beschriebenen Methode zur morphologischen Phänotypisierung mit Hilfe von Multi-View werden in diesem Abschnitt die Ergebnisse der in Abschnitt 4.8.3 beschriebenen Messungen dargestellt.

Pflanzenhöhe Zunächst wird die von den Algorithmen berechnete Pflanzenhöhe mit der tatsächlich gemessenen Höhe gegenübergestellt. Wie in Abbildung 5.18 zu erkennen ist, besteht trotz des hohen Bestimmtheitsmaßes der Korrelation von 0,97 eine Abweichung der Gegenüberstellung von der Winkelhalbierenden mit einer Steigung der Regressionsgeraden von 0,77. Dies lässt auf einen linear ansteigenden Fehler schließen, welcher auf eine Unterschätzung der tatsächlichen Pflanzenhöhe durch das Modell hinweist. Der dargestellte Zusammenhang zwischen der gemessenen und der berechneten Pflanzenhöhe ist mit einem p-Wert von $3,35 \cdot 10^{-36}$ signifikant. Des Weiteren ist zu erkennen, dass die Messergebnisse mit einem Offset von 1,5 mm versehen waren. Um auch bei dieser Messung

einen systematischen Fehler ausschließen zu können, wurde eine Residuenanalyse durchgeführt (vgl. Abbildung 5.19).

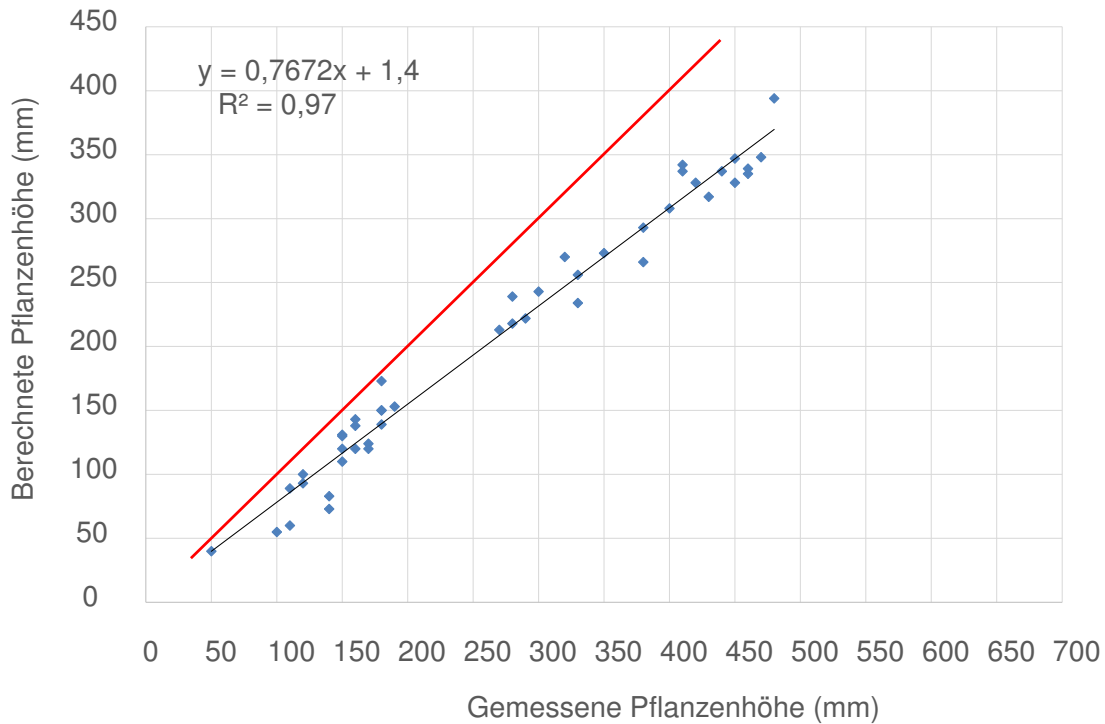


Abbildung 5.18: Ergebnis der Höhenmessung mit der Multi-View-Methode; Rot=Winkelhalbierende; N=45

Das Ergebnis der Residuenanalyse zeigt, dass sich die Residuen gleichmäßig um die Nullachse verteilen. Somit kann davon ausgegangen werden, dass neben der erwähnten Überschätzung der Pflanzenhöhe kein systematischer Fehler vorliegt.

Untersuchtes Pflanzenmerkmal	Stichprobengröße	Bestimmtheitsmaß	Standardfehler	Root Mean Square Error	Normalized Root Mean Square Error	Signifikanz
	N	R^2	SER	$RMSE$	$NRMSE$	$p - Wert$
Pflanzenhöhe	45	0,97	16,2 mm	34,1 mm	9,7%	$3,35 \cdot 10^{-36}$

Tabelle 5.2: Statistik zur linearen Regression der Pflanzenhöhenmessung mit der Multi-View-Methode

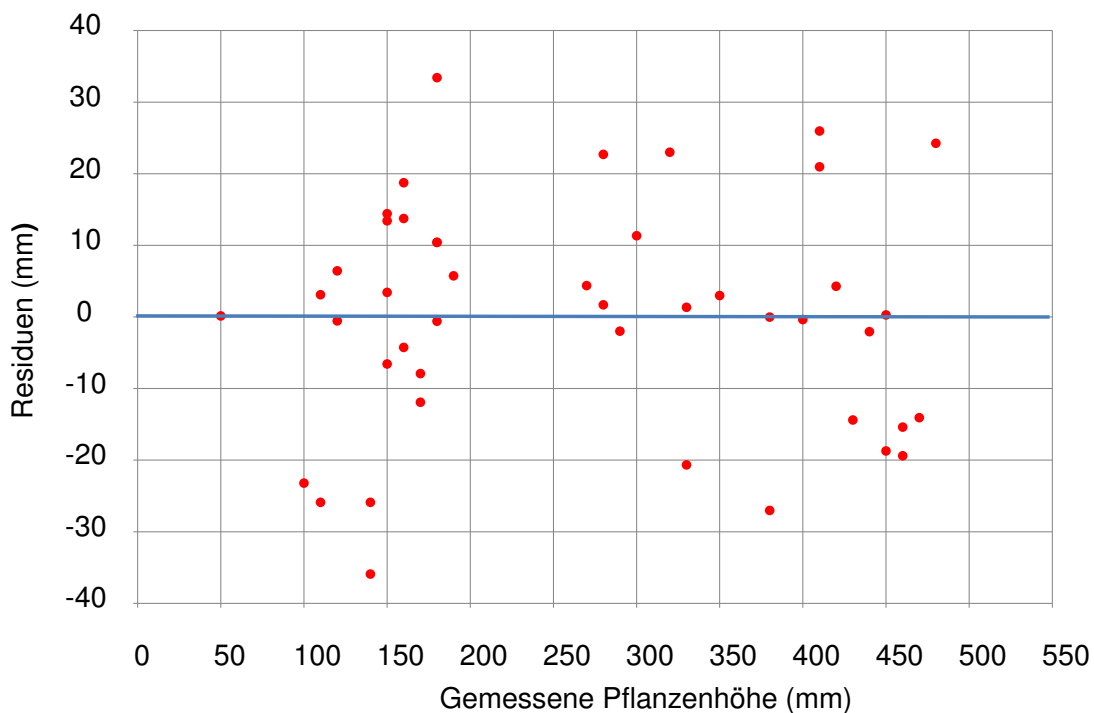


Abbildung 5.19: Residuenanalyse der Höhenmessung mit der Multi-View-Methode

Blattanzahl Die nächste Abbildung 5.20 zeigt das Ergebnis der Bestimmung der Blattanzahl. Hierfür wurde entsprechend der Auswertung der Multi-View-Methode aus Abschnitt 4.6.2.11, die automatisch bestimmte Blattanzahl der manuell ermittelten Anzahl gegenübergestellt.

		Bestimmte Blattanzahl				Ergebnis	
		2	3	4	5	korrekt	falsch
Manuell gezählte Blattanzahl	2	2	0	0	0	100 %	0 %
	3	0	12	2	0	86 %	14 %
	4	0	0	15	0	100 %	0 %
	5	0	0	1	6	86 %	14 %
						93 %	7 %

Abbildung 5.20: Ergebnis der Blattanzahlbestimmung mit der Multi-View-Methode; N=38 Pflanzen

Die Tabelle zeigt eine Übereinstimmung der berechneten Blattanzahl mit der tatsächlichen Anzahl von

93 %. Wie aus Abbildung 5.20 zu erkennen ist, gab es nur wenige Messungen, bei denen die Blattanzahl falsch bestimmt wird.

Blattlänge Für die folgenden Ergebnisse der Blattlängenbestimmung wurden die sichtbare und die vollständige Blattlänge (s. Abschnitt 4.6.2.11) gegenübergestellt. In Abbildung 5.21 wird zunächst die berechnete sichtbare Blattlänge gezeigt. Mit der Regressionsgerade $y = 0,49x + 28,56$ resultiert daraus ein Bestimmtheitsmaß von 0,73 und ein *RMSE* von 55,6 mm für die Messungen. Diese Korrelation ist mit dem p-Wert von $7,95 \cdot 10^{-25}$ signifikant (vgl. Tabelle 5.3). Weiterhin ist zu erkennen, dass das Modell die vorhandene Blattlänge unterschätzt. Dies spiegelt sich auch in der Steigung der Regressionsgerade von 0,49 wider.

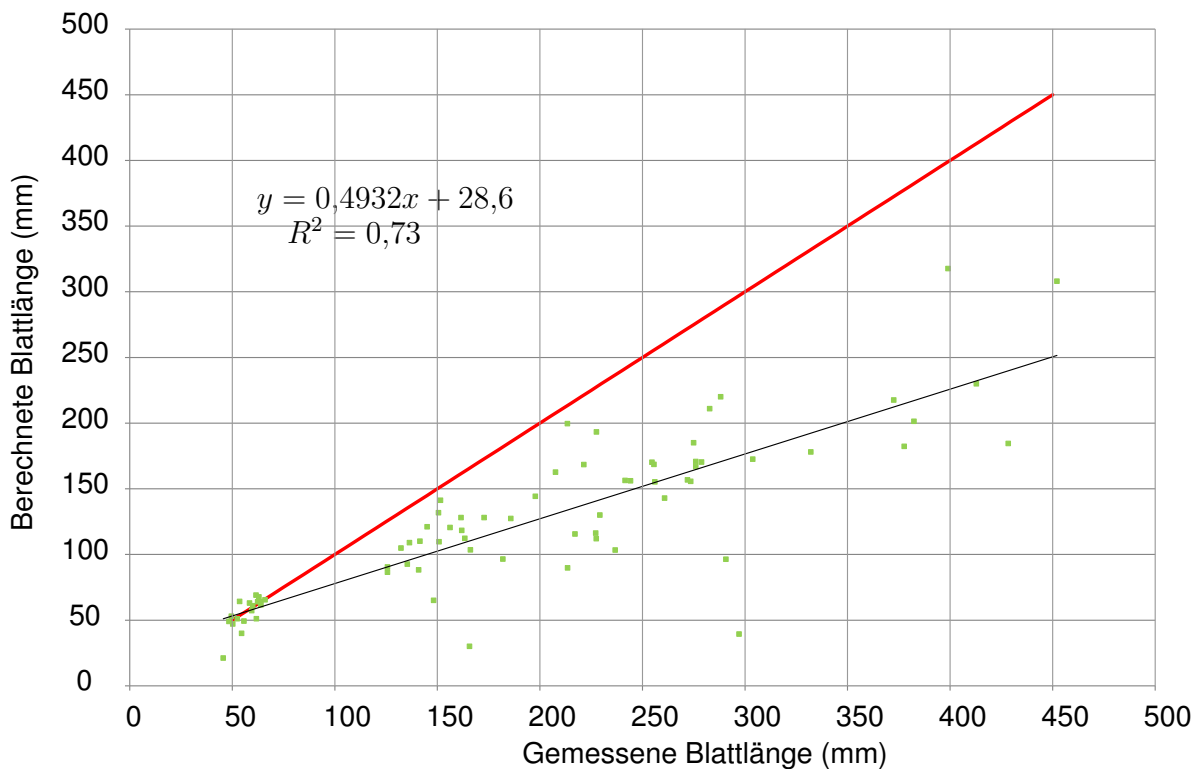


Abbildung 5.21: Ergebnis der (sichtbaren) Blattlängenbestimmung mit der Multi-View-Methode; Rot=Winkelhalbierende; N=75 Blätter

Im Gegensatz dazu erhält man durch Nutzung der vollständigen Blattlänge Ergebnisse mit einer geringeren Streuung. Das Bestimmtheitsmaß liegt bei 0,99 und der *RMSE* bei 15,7 mm. Die Abweichung von der Winkelhalbierenden ist mit einer Steigung von 0,97 und einem Offset von 0,5 mm für die berechnete vollständige Blattlänge ebenfalls geringer als bei der berechneten sichtbaren Blattlänge.

Ebenso wie bei der berechneten sichtbaren Blattlänge ist die Korrelation der berechneten vollständigen Blattlänge zur gemessenen Blattlänge signifikant. Der p-Wert liegt bei $3,7 \cdot 10^{-72}$ (vgl. Tabelle 5.3) und damit weit unterhalb des Signifikanzniveaus von 5 %. Da für die Modellierung der Bestimmung der vollständigen Blattlänge die Erkenntnisse aus der vorherigen Validierung des entwickelten Modells zur sichtbaren Blattlänge verwendet wurden, können die dargestellten Ergebnisse nicht als allgemeingültige Aussage angenommen werden. Zur Überprüfung des Modells sind daher weitere Messungen mit unabhängigem Pflanzenmaterial notwendig. Da diese im Rahmen der Arbeit nicht durchgeführt wurden, wird im weiteren Verlauf nur die sichtbare Blattlänge betrachtet.

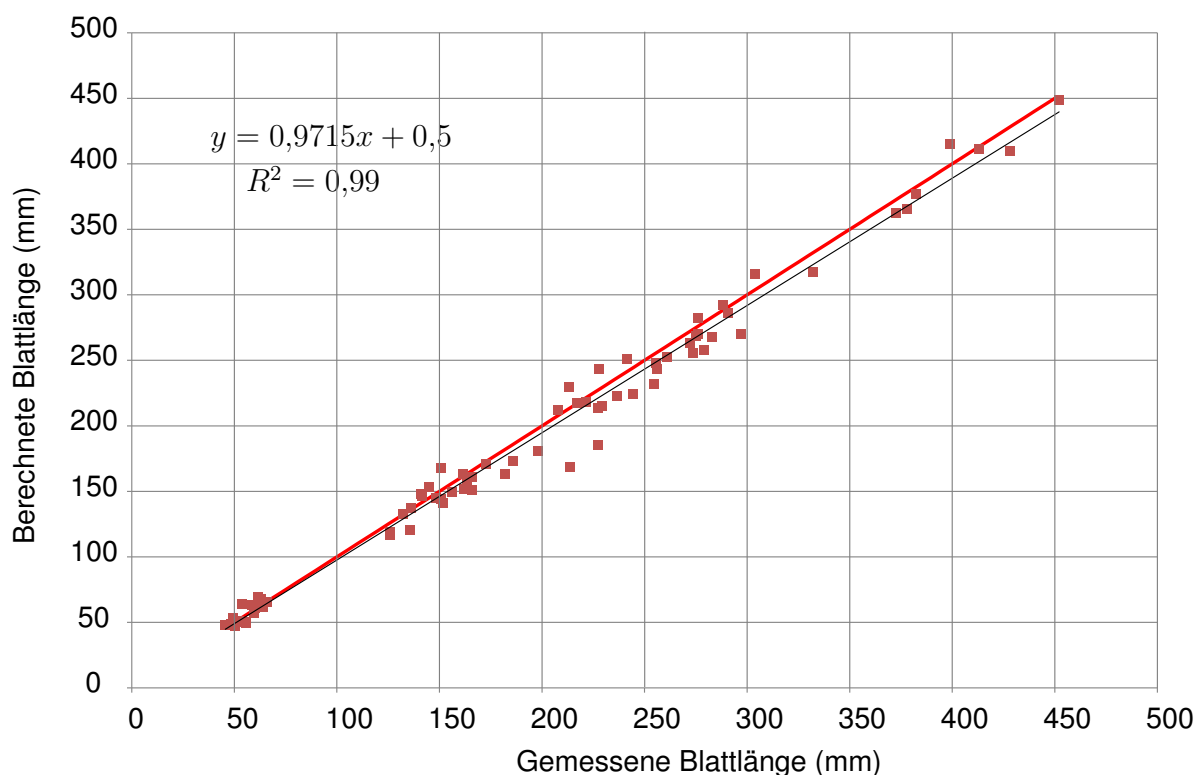


Abbildung 5.22: Ergebnis der (vollständigen) Blattlängenbestimmung mit der Multi-View-Methode; Rot=Winkelhalbierende; N=75 Blätter

Um auch hier einen systematischen Fehler ausschließen zu können, wurden die Residuen betrachtet. Abbildung 5.23 zeigt kein systematisches Verhalten. Es ist allerdings zu erkennen, dass die Streuung der Messwerte um die Nulllinie im Bereich der kürzeren Blattlängen geringer ausfällt und sich hauptsächlich unterhalb der Regressionsgeraden befindet.

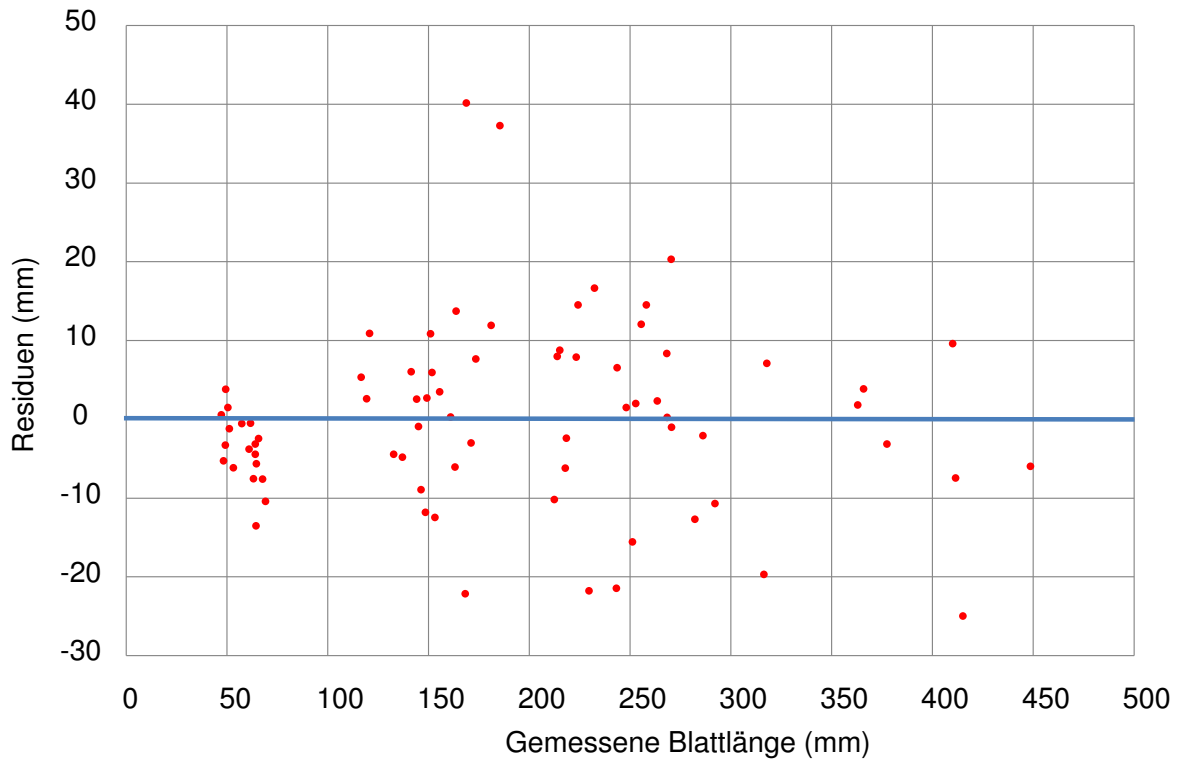


Abbildung 5.23: Residuenanalyse der (sichtbaren) Blattlängenmessung mit der Multi-View-Methode

Untersuchtes Pflanzenmerkmal	Stichprobengröße	Bestimmtheitsmaß	Standardfehler	Root Mean Square Error	Normalized Root Mean Square Error	Signifikanz
<i>Sichtbare Blattlänge</i>	N	R^2	SER	$RMSE$	$NRMSE$	$p - Wert$
	75	0,72	29,7 mm	55,6 mm	12,4%	$7,95 \cdot 10^{-25}$

Tabelle 5.3: Statistik zur linearen Regression der Blattlängenmessung mit der Multi-View-Methode

Blattfläche Zuletzt werden die Ergebnisse der Blattflächenbestimmung betrachtet. Abbildung 5.24 zeigt die Gegenüberstellung von manuell ermittelter zu automatisch berechneter Blattfläche (vgl. Tabelle 5.4).

Für diese Messung ergibt sich eine lineare Regression mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,85 mit einem $RMSE$ von $518,1 \text{ mm}^2$. Ebenfalls ist ein Offset von $210,8 \text{ mm}^2$ und eine Abweichung der Regressionsgeraden mit dem Faktor 1,32 von der Winkelhalbierenden zu erkennen, wodurch das Modell die tatsächliche Blattfläche überschätzt. Ein systematischer Fehler des Modells ist in der Residuenanalyse jedoch nicht zu erkennen. Abbildung 5.25 zeigt, dass sich die Residuen gleichmäßig um die

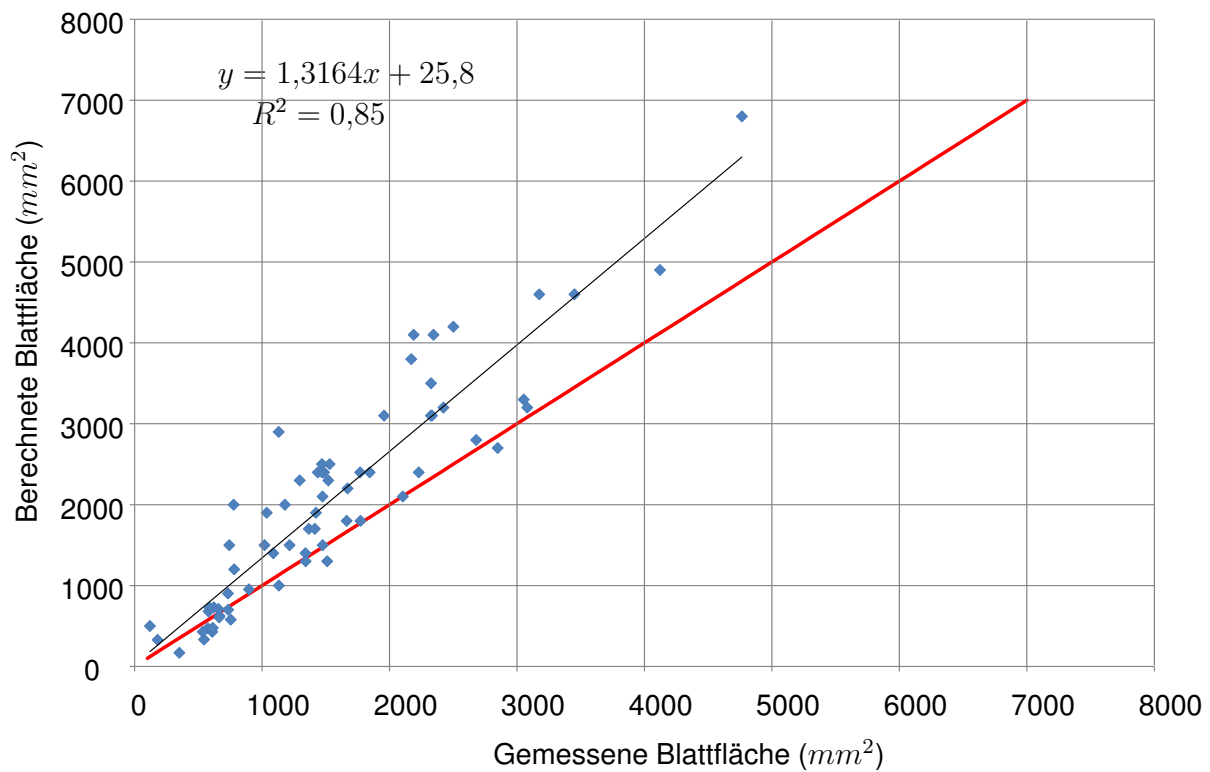


Abbildung 5.24: Ergebnis der Blattflächenbestimmung mit der Multi-View-Methode;
Rot=Winkelhalbierende; N=75 Blätter

Untersuchtes Pflanzenmerkmal	Stichprobengröße	Bestimmtheitsmaß	Standardfehler	Root Mean Square Error	Normalized Root Mean Square Error	Signifikanz
	N	R^2	SER	$RMSE$	$NRMSE$	$p - Wert$
Blattfläche	75	0,85	$363,2 \text{ mm}^2$	$518,1 \text{ mm}^2$	7,8%	$1,21 \cdot 10^{-28}$

Tabelle 5.4: Statistik zur linearen Regression der Blattflächenmessung mit der Multi-View-Methode

Nulllinie verteilen. Allerdings steigt die Variabilität mit zunehmender gemessener Blattfläche. Die lineare Regression ist mit einem p-Wert von $1,21 \cdot 10^{-28}$ signifikant (vgl. Tabelle 5.4).

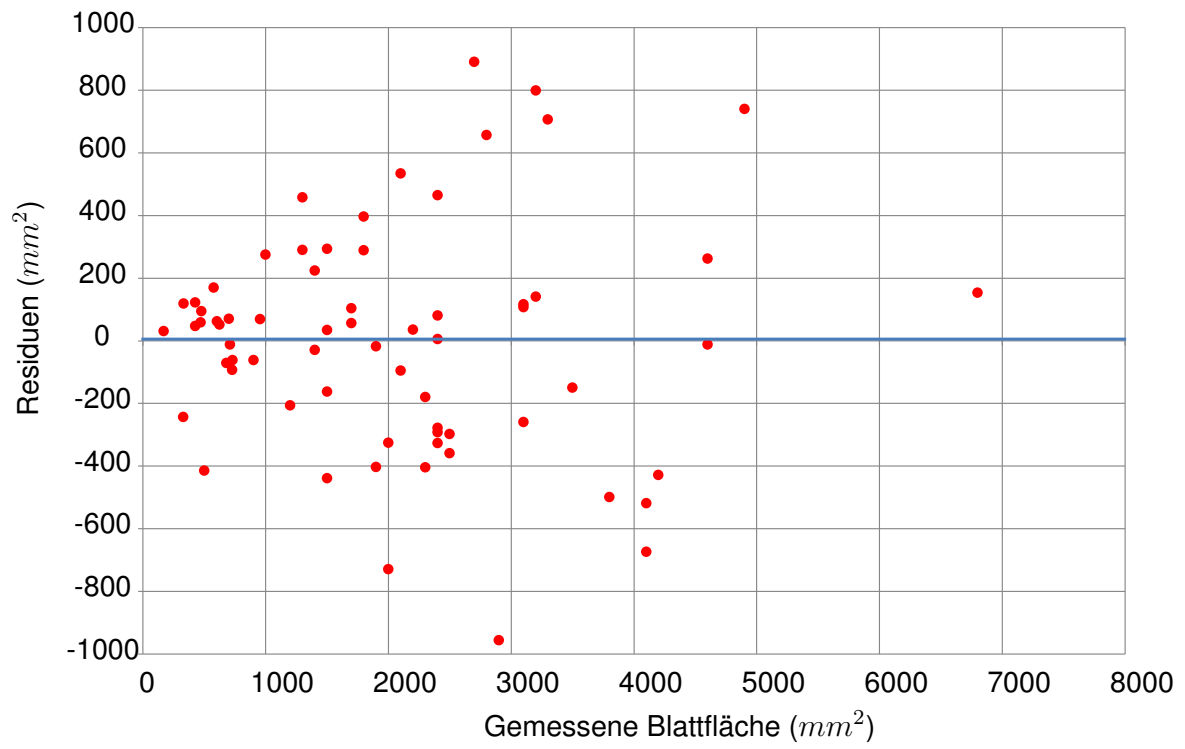


Abbildung 5.25: Residuenanalyse der Blattflächenmessung mit der Multi-View-Methode

KAPITEL 6

Diskussion

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der Validierung der entwickelten Methoden zur automatischen Phänotypisierung von Mais diskutiert. Hierfür wird zunächst auf die generelle Nutzbarkeit der Methode für die in der Einleitung beschriebenen Anwendungsfälle eingegangen. Im Anschluss werden die im vorherigen Kapitel präsentierten Ergebnisse diskutiert. Abschließend (Abschnitt 6.4) werden die zwei entwickelten Methoden mit der Literatur aus Kapitel 2 gegenübergestellt

6.1 Charakterisierung der Kamera

Im Rahmen der durchgeführten Charakterisierung sollte durch die Messungen die generelle Eignung von Time-of-Flight-Kameras für die entwickelten Methoden zur automatischen Phänotypisierung bewertet werden. Ziel war es darüber hinaus, einen eventuell durch die verwendete Kamera-Technologie verursachten Fehler in den folgenden Messergebnissen zur Top- und Multi-View-Methode identifizieren zu können. Da diese Methoden auch unter Feldbedingungen einsetzbar sein sollen, wurden hierfür, trotz des komplexen Zusammenspiels vieler Einflüsse auf die Messungen, beispielhaft Fremd- bzw. Störeinflüsse wie z. B. Sonnenlicht und Feuchtigkeit bewertet. Hierbei hat sich herausgestellt, dass die Qualität der erzeugten Daten der verwendeten Kamera-Technologie und damit auch die Messgenauigkeit von den überprüften Einflüssen beeinträchtigt wird.

Die Ergebnisse haben gezeigt, dass es u. a. eine Abhängigkeit der Distanzmessung gegenüber der

Farbe des zu messenden Objektes gibt (vgl. Abschnitt 5.1.1). Diese äußert sich abhängig von der Farbe der Flächen des Objektes in einer Abweichung der gemessenen Distanz und in einer Veränderung des Rauschlevels. Insbesondere bei der Kombination einer schwach reflektierenden Oberfläche - z. B. einer schwarzen Fläche - mit der Nutzung der *PMD CAMCUBE*-Kamera zeigt sich eine starke Abweichung von 5 cm zum Referenzlevel im Vergleich zu den anderen Farben. Diese Abhängigkeit ist u. a. ein Resultat aus der Helligkeit des Objektes, der Reflektanz der Oberfläche, der Integrationszeit, sowie der spektralen Empfindlichkeit der Kamera. Der Zusammenhang zwischen der Helligkeit, der verwendeten Integrationszeit und dem Rauschlevel wird in [Fal08, Muf11] beschrieben. Auch in den genannten Arbeiten tritt der größte Fehler bei den Oberflächen mit der schwächsten Intensität der Reflexion auf.

Für die Messungen wurden die in Abschnitt 4.7 beschriebenen Messaufbauten genutzt. Um eine Wiederholbarkeit der Messungen zu gewährleisten, wurden unveränderliche Messobjekte anstelle von Pflanzenmaterial verwendet. Hierdurch konnten unvorhergesehene Änderungen an den Messobjekten im zeitlichen Verlauf und Probleme bei der Handhabung im Vergleich zu der Messung an Pflanzen reduziert werden. Zur Bewertung des Einflusses von Pflanzenmaterial auf die Messergebnisse kann die Arbeit von [Kaz14] herangezogen werden. In dieser wurde u. a. die spektrale Abhängigkeit von Time-of-Flight-Kameras im Bezug auf Blattmessungen untersucht. Demnach fällt der von den verwendeten *ToF*-Kameras genutzte Wellenlängenbereich von 850 - 870 nm in einen Bereich der höchsten Intensität der Reflexion von Blättern [Woo71, Kaz14]. Dies lässt darauf schließen, dass eine spektrale Abhängigkeit für die entwickelten Methoden keine zentrale Rolle spielt. Dass trotzdem bei der Verwendung von Time-of-Flight-Kameras mit dem in der Untersuchung zur Farbabhängigkeit ermittelten großen Fehler von bis zu 5 cm und einem mittleren Rauschlevel von bis zu 1,5 cm gerechnet werden muss, zeigt sich auch in den Ergebnissen zur Vermessung von Blättern in [Kaz14]. Dieses Rauschen könnte zu erhöhten Messfehlern führen, weil durch die Streuung der Messwerte auf den Blattflächen die vorhandenen Blätter dicker (vgl. [RL07]) und schmale Spalte eher geschlossen dargestellt werden könnten (vgl. Abbildung 4.18 und [Cha14]).

Da sich die verrauschten Messwerte hauptsächlich mit einer Normalverteilung um die Abweichung von der Referenz als Mittelwert verteilen (vgl. [Fal07, Muf11, Hoe13]), können mehrfache Aufnahmen der Pflanze ohne Bewegung mit anschließender Mittelwertbildung die Streuung innerhalb der Punktwolke reduzieren. In [Muf11, Han13] wird daher eine Mittelwertbildung über mehrere Bilder empfohlen, um das Rauschen in den Rohdaten zu reduzieren. Dennoch bleibt die Abweichung von der Referenz auch nach der Mittelung als Fehler in den Messwerten erhalten. Neben dem beschriebenen Rauschlevel und der Abweichung wird in [Fal07, Lin08] ein systematischer Fehler der Distanzmessung beschrieben, der sich in einer entfernungsabhängigen Abweichung von bis zu 7,5 cm zeigt (vgl. [Lin08]). Dieser systematische Distanzfehler der *ToF*-Kameras kann zu Streckung und/oder Stauchung der Punktwol-

ke in Abhängigkeit zu ihrer Distanz zur Kamera führen und damit auch die resultierenden Messwerte verfälschen.

Insbesondere die Multi-View-Methode basiert auf relativen Distanzen und ist durch die Feinausrichtung mit dem *ICP*-Algorithmus (vgl. Abschnitt 4.6.2.5, [Jos02]) von gleichmäßigen Abweichungen weniger beeinflusst als die Top-View-Methode, in der sich eine Distanzabweichung aufgrund unterschiedlicher Farben bzw. Reflexionseigenschaften zwischen dem Erdboden und der Pflanze direkt als Fehler auswirken würde. Von einer solch gleichmäßigen Abweichung kann aber bei der Phänotypisierung von Pflanzen nicht immer ausgegangen werden, da die Pflanze unter Feldbedingungen komplexen, wechselnden Einflussgrößen unterliegt; so können z. B. unterschiedliche Farben bzw. spektrale Eigenschaften der Blätter auftreten. Diese wechselnden Einflüsse können zu unterschiedlichen Abweichungen innerhalb einer Pflanze führen. Im Falle von lokal beschränkten Ausreißern, deren räumliche Ausdehnung im Vergleich zu der Struktur in der sie sich befinden gering ist, könnte eine Glättung durchgeführt werden. Bei der Multi-View-Methode wurde dieses in Form der in Abschnitt 4.6.2.7 eingeführten Glättung des Netzes umgesetzt. Mit Hilfe dieser Methode könnten ggf. vorhandene lokale Unebenheiten des Netzes, wie in [Vol99, Nea06] beschrieben, ausgeglichen werden.

Die Untersuchungen zum Einfluss von Fremdlicht haben gezeigt, dass durch sich stark ändernde Lichtverhältnisse eine Abweichung zur Referenz von bis zu 4 cm in den gemessenen Distanzen und einem Rauschlevel von bis zu 3 cm zu erwarten ist. Der Grund hierfür liegt in der in [Muf11, Han13] beschriebenen Sättigung der Pixel, wodurch der Dynamikbereich für das modulierte Lichtsignal sinkt. Laut [Kaz14] ist die Empfindlichkeit von *ToF*-Kameras gegenüber Fremdlichteinflüssen höher als bei Stereo-Kameras. Da für die Durchführung der Versuche nur eine Integrationszeit genutzt wurde, kann die in [Fal08, Muf11] signifikante Abhängigkeit des Fehlers mit der Integrationszeit der Kamera nicht überprüft werden. Das aus dem Einfluss von Fremdlicht resultierende Rauschen und die Abweichung könnten ebenfalls zu den oben beschriebenen Fehlern bei der automatisierten Phänotypisierung führen und z. B. Blätter dicker erscheinen lassen oder Spalte in der Pflanzenstruktur schließen. Ebenso wie bei der Farbabhängigkeit kann auch das Rauschen bei erhöhtem Fremdlichteinfluss durch Mittelungen reduziert werden, dennoch verbleibt die Abweichung als Fehler. Wie auch bei der Farbabhängigkeit kann nicht davon ausgegangen werden, dass es sich um eine gleichmäßig verteilte Abweichung handelt, da die Pflanze auf dem Feld nicht gleichmäßig ausgeleuchtet ist. Im schlimmsten, aber durchaus realistischen Fall befinden sich Teile der Pflanze im Schatten, während sich andere Teile im direkten Sonnenlicht befinden. Eine daraus entstehende Abweichung zwischen den unterschiedlich beleuchteten Bereichen der Pflanze würde zu einer Abweichung von bis zu 4 cm führen und könnte nur schwer mit den entwickelten Methoden ausgeglichen werden. Da die Messungen auch unter freiem Himmel und damit unter realistischen Feldbedingungen durchgeführt wurden, sind die Ergebnisse auf das Feld

übertragbar. Da die Validierung der entwickelten Methoden jedoch unter gleichbleibenden Bedingungen im Labor und im Gewächshaus durchgeführt wurden, kann der tatsächliche Einfluss von Fremdlicht unter Feldbedingungen auf die Methoden nicht abschließend bewertet werden.

Der Einfluss von Feuchtigkeit auf dem Messobjekt zeigt ebenfalls eine Veränderung der Messergebnisse. In diesem Falle entsteht eine Abweichung der gemessenen Distanzen im Vergleich zu dem trockenen Referenzlevel durch die leicht veränderte Laufzeit des Lichtes in Wasser und der an dem Übergang zwischen Wasser und Luft entstehenden Brechung. Diesen Zusammenhang beschreibt auch [Smi12]. Durch die entstehende Brechung kann die Strecke vergrößert werden und somit in einer Abweichung durch eine veränderte Laufzeit resultieren. Dieser Fehler beträgt im Falle einer Wassersäule von 5 mm eine maximale Abweichung von der Referenz von 2,2 cm. Eine Veränderung des Rauschlevels ist im Gegensatz dazu in den Messergebnissen nicht erkennbar. Mit diesen Werten kann davon ausgegangen werden, dass eine Beeinflussung der automatischen Phänotypisierung durch Feuchtigkeit bis zu einer Wassersäule von 1 mm nicht gegeben ist, da diese das normale Rauschlevel der Kameras nicht übersteigt.

Die Messungen zur Distanzauflösung haben gezeigt, dass diese unter anderem von dem Rauschlevel der Kameras abhängt. Alle Distanzunterschiede, die sich unterhalb des Rauschlevels befinden, können von den Kameras bei Einzelmessungen ohne Mittelung nicht mehr voneinander getrennt werden. Sobald diese aber eine Mittelung durchlaufen haben und damit das Rauschlevel gesenkt wurde, kann mit beiden Kameras ein Distanzunterschied von 10 mm unterschieden werden. Übertragen auf die Maispflanze bedeutet dies, dass Strukturen mit einem Abstand unterhalb dieser Grenze nicht fehlerfrei getrennt werden können. Ein Beispiel hierfür könnten überlappende Blätter mit einem Abstand kleiner der ermittelten Grenze von 10 mm sein.

Die Messergebnisse zur Winkelabhängigkeit haben gezeigt, dass eine Abweichung von größer 20 mm bei den Messwerten ab einem Verkippwinkel des Messobjektes von 60° zu erwarten ist und diese bis zu einem Winkel von 80° auf bis zu 177 mm ansteigen kann. Im darunter liegenden Winkelbereich konnte keine Abweichung oberhalb des bekannten Rauschlevels der Kameras (vgl. Abschnitt 5.1.1) festgestellt werden. Zu diesem Ergebnis kam auch [Chi09] in den durchgeführten Untersuchungen zur Winkelabhängigkeit bis zu einem Winkel von 50° . Oberhalb der 60° handelt es sich um einen kritischen Winkelbereich, weil die Abweichungen das normale Rauschlevel von bis zu 1,5 cm überschreiten. Da es sich bei den zu vermessenden Objekten um Maispflanzen handelt, kann dieser Fall durch die Blattkrümmung eintreten und könnte somit Einfluss auf die Messung nehmen. Als Folge könnten wiederum fehlerhafte Messergebnisse im Rahmen der automatischen Phänotypisierung auftreten. Eine mögliche Abhilfe gegen diesen Effekt stellt der in Abschnitt 4.6.2.2 eingeführte Nearest-Neighbor-Filter dar. Damit

dieser jedoch in der Lage ist, die durch einen Verkippwinkel aufgetretenen Messfehler zu entfernen, muss der fehlerhafte Punkt die Kriterien für die Filterung hinsichtlich des Abstandes zu den Nachbarn und der Anzahl der Nachbarpunkte erfüllen. Dabei ist die Wahrscheinlichkeit, dass eine hohe Distanzabweichung von bis zu 177 mm diese Kriterien erfüllt, sehr hoch. Bei kleineren Abweichungen, die sich nah am normalen Rauschlevel der Kameras befinden, ist diese Wahrscheinlichkeit jedoch sehr gering. Zur Auswahl optimaler Filtereinstellungen wurden daher weitere Untersuchungen durchgeführt. Das Ergebnis wurde in Abschnitt 5.1.6 dargestellt und wird in 6.3 diskutiert. Ab einem Winkel von größer 80° war keine Messung mehr möglich.

In den Ergebnissen zur Messung des Bewegungseinflusses sind an den Kanten des Messobjektes Sprünge der gemessenen Distanz erkennbar. Dabei ist die Höhe dieser Sprünge von der Geschwindigkeit des bewegten Objektes abhängig. Dieser Effekt entsteht durch die Veränderung des reflektierten Signals während der notwendigen vierfachen Abtastung zur Berechnung der Phasenlaufzeit (vgl. [Kol08, Han13]) und wird in der Literatur als *Motion-Artefakt* [Lin09, Hoe13] oder *Motion-Blur* [Han13] bezeichnet. Er kann durch das in [Lin09] beschriebene Verfahren korrigiert werden. Hierfür ist es jedoch notwendig, jeden Punkt während der Bewegung zu verfolgen, um im Anschluss die Geschwindigkeit mithilfe des optischen Flusses zu bestimmen. Mit Kenntnis dieser Geschwindigkeit ist es laut [Lin09] möglich, den durch die Bewegung entstandenen Effekt zu kompensieren. Diese Korrektur ist daher prinzipiell möglich, wurde jedoch im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt, da die Messungen für die Multi-View-Methode im statischen Zustand, und die der Top-View-Methode bei sehr geringen Geschwindigkeiten ($\ll 1,8$ km/h) durchgeführt wurden. Aufgrund der gewählten Geschwindigkeiten war der Effekt innerhalb der Tiefenbilder nicht sichtbar und wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht mehr berücksichtigt. Dennoch ist diese Korrektur grundsätzlich relevant für die Vermessung von Pflanzen ausgehend von beweglichen Fahrzeugen bzw. insbesondere von einer Roboterplattform.

Abschließend kann gesagt werden, dass die dargestellten Ergebnisse die Sensitivität der Kamera und der Datenbasis gegenüber Fremdeinflüssen, jedoch nicht den tatsächlichen Einfluss auf die entwickelten Methoden, widerspiegeln. Es wurden in dieser Sensitivitätsanalyse zwar entscheidende Einflüsse in Bezug auf einen möglichen Einsatz der Technologie im Feldversuchswesen analysiert und bewertet; um jedoch eine allgemeingültige Aussage bzgl. der Robustheit der entwickelten Methoden treffen zu können, sind weitreichendere Untersuchungen unter tatsächlichen Feldbedingungen notwendig. Die Robustheit der Methoden in Verbindung mit der *ToF*-Kamera-Technologie kann daher aufgrund der enormen Komplexität und Wechselwirkungen der Einflussgrößen anhand der gewonnenen Erkenntnisse aus der Sensitivitätsanalyse lediglich abgeschätzt werden. Diese können jedoch als Anhaltspunkt für die Bewertung aufgetretener Messfehler in den Ergebnissen zur Validierung der entwickelten Methoden und weiterführende Untersuchungen dienen.

6.2 Top-View-Methode

Wie in Abschnitt 5.2 erwähnt, wurden zur Analyse der Daten die Kennzahlen R^2 und $RMSE$ bzw. $NRMSE$ verwendet, die lediglich die Anpassung an eine, in diesem Fall lineare Regression, beschreiben (vgl. [Bec16]). Diese werden in der im Rahmen dieser Arbeit vorgestellten Literatur häufig verwendet (vgl. Stand der Technik, Abschnitt 2) und aus diesem Grund für die nachfolgenden Vergleiche herangezogen.

Die Ergebnisse zur automatisierten Vermessung der Pflanzenhöhe mit der Top-View-Methode zeigen eine signifikante Korrelation zwischen den manuell gemessenen Pflanzenhöhen und der berechneten Pflanzenhöhe. Das Bestimmtheitsmaß von 0,85 spricht für eine hohe Vorhersagewahrscheinlichkeit der Pflanzenhöhe. Im Vergleich zu [Wan18a], [Wu19] und [Cha14] ist das Bestimmtheitsmaß allerdings geringer. Außerdem liegt ein erkennbarer Fehler zwischen den beiden Größen vor, der sich in der Abweichung der Regressionsgerade von der Winkelhalbierenden zeigt. Durch die Steigung der Regressionsgerade von 0,89 und dem Offset von 18,39 mm wird die gemessene Pflanzenhöhe von dem Modell mit zunehmender gemessener Höhe stärker unterschätzt. Ein möglicher Grund für die Abweichung und die Streuung könnte in der in Abschnitt 4.6.1.3 beschriebenen Filterung der Höhendaten durch das verwendete Quantil und der gewählten Schwelle liegen, da diese die höchsten Punkte aus dem Tiefenbild auf Basis der sortierten Höhendaten entfernt. Diese Streuung hängt dabei von dem Abstand der an der 95 %-Grenze (vgl. Abschnitt 4.6.1.3) aufgetretenen Höhendaten ab. Dieser Effekt nimmt mit steigender Pflanzenhöhe zu, da die gemessenen Höhendaten weiter strecken als bei kleinen Pflanzen. Dieser Umstand kann zu einem durchschnittlich größeren Abstand zwischen den gemessenen Höhen führen, da das Quantil nur die Verteilung bzw. die Lage der Messwerte im Bezug auf die Anzahl, nicht aber die tatsächliche Höhe beurteilt. Dies kann neben der größeren Streuung als ein Grund für eine wachsende Unterschätzung der Pflanzenhöhe durch das Modell angesehen werden.

Ein weiterer möglicher Einfluss kann durch die in Abschnitt 6.1 diskutierte Farbabhängigkeit und den damit verbundenen Fehler entstehen. Insbesondere bei der beschriebenen Top-View-Methode hat man es mit unterschiedlichen Farben der Pflanze und des Erdbodens zu tun. Dies kann zu Offsets zwischen der Distanz zur Pflanze und zum Erdboden zwischen 2 mm und 16 mm, abhängig von der Farbe und den Reflexionseigenschaften der Flächen, führen und somit die berechnete Pflanzenhöhe beeinflussen (vgl. Abbildung 5.1).

Für die Berechnung der Blattanzahl haben die Messergebnisse gezeigt, dass die Skelettmethode mit

einer Übereinstimmungsrate von 87 % der Methode basierend auf der Verteilungsdichtefunktion mit einer Übereinstimmungsrate von 48 % vorzuziehen ist. Bei Letzterer führten die durch die Blattstellung entstehenden Höheninformationen nicht zu den gewünschten Ausprägungen eines lokalen Maximums pro Blatt. Im Gegensatz zu den deutlichen Maxima in der Funktion bei kleinen Pflanzen, sind bei großen Pflanzen durch die zunehmend gleichmäßige Verteilung keine klaren Maxima für einzelne Blätter zu erkennen. Dies zeigt auch das Ergebnis der Messungen in Abschnitt 5.1. Daher wird die Methode basierend auf der Verteilungsdichtefunktion für die Bestimmung der Blattanzahl von Mais im *BBC*-Makrostadium 1 als nicht geeignet angesehen.

Die Skelettierungsmethode hat sich hingegen im gesamten untersuchten Blattanzahlbereich als zuverlässiger erwiesen. Die Ergebnisse zeigen, dass die Blattanzahl der Pflanze mit einer Sicherheit von 87 % (vgl. Abbildung 5.9) bestimmt werden konnten. Der verbleibende Fehler von 13 % zeigt eine Tendenz zur Unterschätzung der Blattanzahl. Die Betrachtung der berechneten Pflanzenskelette mit einer fehlerhaft bestimmten Blattanzahl zeigt, dass der Fehler aus fehlenden Skelettsträngen für Blätter resultiert. In allen Fällen wurden diese Blätter von anderen Blättern teilweise überlappt, so dass nur eine Blattspitze sichtbar war. Eine vollständige Überlappung lag in keinem Fall vor. Mögliche Gründe hierfür könnten das geringe Auflösungsvermögen der Kameras und die nicht vorhandene Rotations- und Größeninvarianz von Skelettierungsalgorithmen sein [Mar86]. Dieses Verhalten wurde jedoch nicht gesondert untersucht und wird lediglich durch die in Abschnitt 4.8.1 beschriebene natürliche Streuung der Pflanzenposition und -ausrichtung in der Reihe berücksichtigt. Für die Beurteilung der Robustheit der Methode sind deshalb gesonderte Untersuchungen des Einflusses von Rotation und Größe der Pflanze sowie der Abhängigkeit von der Kameraauflösung notwendig.

Für die entwickelte Top-View-Methode gilt die Einschränkung auf eine Pflanze im Sichtbereich der Kamera, um keine Verfälschung der Ergebnisse durch Überlappungen zu erhalten. Dies entspricht jedoch nicht dem in der Praxis üblichen oder angestrebten Abstand von Maispflanzen innerhalb einer Reihe [Mad01]. Die Methode ist daher nur eingeschränkt für den Feldeinsatz tauglich.

6.3 Multi-View-Methode

Im folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse der Messungen zur Validierung der Multi-View-Methode diskutiert. Zunächst werden jedoch die Erkenntnisse zur Ermittlung der optimalen Kameraanordnung erörtert. Wie dort zu erkennen ist, nähert sich die errechnete Blattlänge der tatsächlichen Länge mit

steigender Kameraanzahl an. Bei einer Kameraanordnung von 120° kann bereits eine starke Verbesserung der Messergebnisse im Vergleich zu den beiden Anordnungen von 360° und 180° erkannt werden. Unter Verwendung einer 90° -Anordnung mit vier Kameras kann bereits ein gutes Ergebnis erzielt werden, das auch durch die Verwendung zusätzlicher Kameras mit einer Anordnung von 45° nicht mehr wesentlich verbessert werden kann. Ebenso wie bei der Messung der Blattlänge tritt auch bei der Messung der Blattfläche ab einer Kameraanordnung von 90° unter Verwendung von vier Kameras eine Sättigung ein. Aus diesem Experiment ergibt sich somit, dass eine Anzahl von mindestens vier Kameras, die in 90° Winkelschritten verteilt sind, für die Anwendung der Multi-View-Methode gewählt werden sollte.

Ebenfalls wurde im Rahmen der Messungen versucht, eine optimale Einstellung für den *Nearest-Neighbor*-Filter (vgl. Abschnitt 4.6.2.2) zu bestimmen. Die Ergebnisse lassen darauf schließen, dass es sich bei der Auswahl einer geeigneten Schwelle für das Quantil des Filters um eine kritische Größe handelt, da diese bei einem zu hoch angesetzten Wert zur Zerstörung der Pflanzenstruktur und bei einem zu niedrigen Wert zu einem hohen Restrauschen führen kann. In beiden Fällen kommt es zu fehlerhaften Messungen, wie in Abbildung 5.14 zu erkennen ist. Ein Großteil der abweichenden Punkte in der Punktwolke resultieren aus den Randbereichen der aufgenommenen Struktur (vgl. Abschnitt 4.6.2.2), dem Winkeleinfluss oberhalb von 60° (vgl. Abschnitt 5.1.6) und dem, nach den Mittelungen der Aufnahmen verbleibenden normalverteilten Rauschen (vgl. Abschnitt 6.1 und [Hoe13, Han13]). Die Messergebnisse weisen darauf hin, dass es einen Abstandsbereich von den benachbarten Punkten gibt, der insbesondere die o. g. aufgezählten fehlerhaften Punkte beschreibt. Bei genauerer Betrachtung stellt sich heraus, dass sich dieser optimale Bereich für die Selektion der Punkte oberhalb eines Quantilbereiches von 90 - 92 % der vorhandenen Punktabstände zu ihren benachbarten Punkten befindet. Daher wird abschließend für die entwickelte Multi-View-Methode eine Einstellung des *Nearest-Neighbor*-Filters von 90 % als optimal bewertet.

Aus den Ergebnissen der Wiederholungsmessungen kann erkannt werden, dass auch ohne einen äußeren Einfluss bereits eine maximale Streuung der Messwerte von 1,7 cm in der analysierten Blattlänge vorhanden ist. Gründe für diese hohe Streuung werden, wie in den vorangegangenen Ausführungen zur Messung zur optimalen Filtereinstellung dargelegt, in den Randbereichen der aufgenommenen Struktur (vgl. Abschnitt 4.6.2.2), dem Winkeleinfluss oberhalb von 60° (vgl. Abschnitt 5.1.6) und dem, nach den Mittelungen der Aufnahmen restlichen normalverteilten Rauschen (vgl. Abschnitt 6.1 und [Hoe13, Muf11]) gesehen. Bereits kleine Veränderungen in der Struktur der Punktwolke aus o. g. Gründen kann zu den aufgetretenen größeren Abweichungen führen (vgl. [Bel14]).

Neben der optimalen Filtereinstellung und der optimalen Kameraanordnung wurde auch der Einfluss

der Pflanzenpositionierung hinsichtlich ihres Rotationswinkels untersucht. Aus den Ergebnissen ist zu entnehmen, dass die Aufnahme der Pflanze aus unterschiedlichen Winkeln zu einer Streuung der Messwerte führt, die größer ist als das normale Rauschlevel von bis zu 1,5 cm (vgl. Abschnitt 6.1 und [Hoe13]). In den Rohdaten ist zu erkennen, dass sich das Muster der Messwerte alle 90° nahezu wiederholt. Der Grund hierfür ist die gewählte Vier-Kamera-Anordnung mit einem Abstand von jeweils 90° . Die vorhandene Streuung von bis zu 55 mm resultiert demnach hauptsächlich aus den Winkelpositionen zwischen den 90° -Schritten. Ein wahrscheinlicher Grund für diese Streuung liegt in den Punktwolkenstrukturen der unterschiedlichen Blickwinkel. Diese können durch eine veränderte rotatorische Positionierung des Messobjektes neue Teilbereiche der Pflanze aufnehmen, während andere Bereiche durch eine Drehung eventuell verdeckt werden. Insbesondere Lücken, Öffnungen und geringe Abstände zwischen den Blättern und dem Stängel sind hiervon betroffen. Diese Veränderung wirkt sich auf alle folgenden Verarbeitungsschritte (vgl. Abschnitt 4.6.2.2) aus. Hierzu gehören die Filterung der Punktwolke, die 3D-Rekonstruktion mit *ICP* und die anschließende Vernetzung und Skelettierung. Da das Skelett der Pflanze die Basis für die Analyse der morphologischen Pflanzenmerkmale bildet, können Veränderungen dieser Basis auch die automatisch erzeugten Messergebnisse beeinflussen. Verstärkt wird dieser Effekt durch die geringe Anzahl von verfügbaren Punkten. Das Ergebnis zeigt, dass mit der Multi-View-Methode aufgrund einer variierenden Positionierung der Pflanze innerhalb der Messanordnung eine große Streuung der Messwerte im Verhältnis zu der zu messenden Größe zu erwarten ist. Neben den genannten Gründen hat zudem auch die bereits aus der Wiederholungsmessung bekannte vorhandene Streuung bei gleichbleibenden Bedingungen einen Einfluss auf die Messergebnisse der Messung zur Pflanzenpositionierung.

Neben der diskutierten Streuung ist auch eine Unterschätzung des Medians der Messwerte zu den Istwerten der Blattlänge der Kunstpflanze zu erkennen. Eine Erklärung für die Unterschätzung liegt in der fehlerhaften Vernetzung der Pflanze zwischen dem Blatt und dem Stängel (vgl. [Cha14] und [Wu19]). Wie in Abschnitt 4.6.2.7 beschrieben, ist eine Verbindung zwischen dem Blatt und dem Stängel durch das Netz ein Resultat aus der Auflösung der Kameras und der verwendeten Ballgröße bei der Durchführung der Vernetzung. Dieser Fehler führt zu einer Volumenansammlung der rekonstruierten Pflanze im beschriebenen Bereich. Bei der anschließenden Skelettierung wird der Skelettpunkt, der dem Kontaktpunkt des Blattes mit dem Stängel entsprechen sollte, fälschlicherweise in der entstandenen Volumenansammlung platziert und nicht im tatsächlichen Kontaktpunkt (vgl. Abbildung 6.1). Hierdurch entstehen eine große Streuung und eine Unterschätzung der Blattlängen in Abhängigkeit von dem Winkel, mit dem sie sich aus dem Stängel lösen. Als ein weiterer Grund für die Unterschätzung der Blattlänge wird die Skelettierung selbst angesehen, die auf der in Abschnitt 4.6.2.8 beschriebenen Schrumpfung der 3D-Struktur basiert. Durch diese Schrumpfung ist es unmöglich, dass sich ein Skelettpunkt auf dem äußeren Netz der Struktur befindet, da sich die zugehörigen Punkte bei der Schrumpfung in das

Innere der Struktur bewegen (vgl. [Vol99]). Da die Blattlänge abhängig von der Länge der Skelettstränge des Blattes ist, wird über die Schrumpfung auch die Länge des Blattes verringert. Dieser Effekt wird ebenfalls in [Wu19] beschrieben.

In der Untersuchung zum Einfluss der Rekonstruktionsreihenfolge auf die Messergebnisse hat sich herausgestellt, dass dieser durchaus besteht. Dies zeigt sich in einer größeren Streuung der Messwerte im Vergleich zu denjenigen der Wiederholungsmessung mit gleichbleibenden Bedingungen. Ein möglicher Grund für die gestiegene Streuung in Abhängigkeit der Rekonstruktionsreihenfolge wird in der jeweils unterschiedlichen Startpunktwolke und den daraus resultierenden unterschiedlichen Zwischenpunktwolken (vgl. Abschnitt 4.6.2.5) gesehen. Da jede Punktvolke in ihrer Struktur einzigartig ist, entstehen durch eine Änderung in der Reihenfolge der Rekonstruktion durch das iterative Verfahren jedes Mal neue Punktvolken-Kombinationen, die wiederum eine neue einzigartige Punktvolke als Basis für die nächste Rekonstruktion bilden.



Abbildung 6.1: Problematische Skelettierung zwischen Blatt und Stängel

Als Nächstes wird die Messung zur automatisierten Bestimmung der Pflanzenhöhe betrachtet. Die Messergebnisse zeigen, dass eine signifikante Korrelation zwischen der gemessenen und der berechneten Pflanzenhöhe mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,97 vorliegt. Im Vergleich zu [Wan18a] und [Wu19] liegt das Bestimmtheitsmaß zwar unterhalb der dort erreichten 0,99, aber oberhalb der 0,9 aus [Cha14]. Ebenso wie bei der automatisierten Bestimmung der Pflanzenhöhe mit der Top-View-Methode

lässt sich auch hier eine Abweichung zwischen der gemessenen und der berechneten Höhe festgestellt. Im Fall der Multi-View-Methode liegt die Regressionsgerade mit einer Steigung von 0,77 und einem Offset von 1,4 mm ebenfalls unterhalb der angestrebten Winkelhalbierenden und sorgt somit für eine permanente Unterschätzung der Pflanzhöhe durch das Modell. Entsprechend der angegebenen Steigung nimmt die absolute Abweichung mit steigender gemessener Pflanzhöhe zu.

Als möglicher Grund für die Abweichung wird die in Abschnitt 6.3 beschriebene Skelettierung in den Blattspitzen angesehen. Wie bereits ausgeführt, wird durch die Schrumpfung die Blattlänge reduziert. Da die Pflanzhöhe auf den höchsten Skelettpunkt der Pflanze und nicht auf den höchsten Punkt der Pflanze an sich bezogen ist, können abhängig davon, wie tief der Skelettpunkt innerhalb der Pflanzenstruktur positioniert ist, unterschiedliche Höhen, die aber niemals den maximalen Pflanzenpunkt erreichen, ermittelt werden.

Die Ergebnisse zu der automatisierten Bestimmung der Blattanzahl mit der Multi-View-Methode zeigen eine Übereinstimmung der berechneten Blattanzahl mit der tatsächlichen Blattanzahl von 93 %. Damit liegt die Genauigkeit der Bestimmung über der der Top-View-Methode. Die aufgetretenen Abweichungen von 7 % liegen sowohl über als auch unter der angestrebten Winkelhalbierenden. Ebenso wie bei der Top-View-Methode wird als mögliche Fehlerquelle eine fehlerhafte Skelettierung angesehen. Dieser Effekt zeigte sich auch in der Untersuchung zum Einfluss der rotatorischen Positionierung der Pflanze innerhalb der Multi-View-Anordnung. Durch die zufällige Positionierung der Pflanzen im Messraum, wie sie auch bei den entsprechenden Messungen durchgeführt wurde, entstehen jeweils verdeckte Bereiche, die zu einer fehlerhaften Vernetzung und Skelettierung führen können. Ein extremer Fall dieser fehlerhaften Vernetzung ist die Entstehung von zusätzlichen Skelettsträngen in Bereichen großer Punktansammlungen (vgl. auch [Wu19]). Diese würden von der entwickelten Methode als zusätzliche Blätter interpretiert werden. Ebenso ist es möglich, dass verdeckte Bereiche der Pflanzen im Sichtfeld der Kamera zu fehlenden Skelettsträngen führen können, welche von der Methode wiederum nicht als Blatt gewertet werden können.

Bei der Messung der Blattlänge werden zwei Varianten unterschieden (vgl. Abschnitt 4.2). Zum einen die sichtbare Blattlänge, welche die Länge von der Blattspitze bis zum Kontakt mit dem Stängel beschreibt, zum anderen die vollständige Blattlänge. Im Gegensatz zur sichtbaren Blattlänge beschreibt Letztere die Länge des Blattes von der Spitze bis zu einem festgelegten Punkt in der Mitte zwischen dem Kontaktpunkt des Blattes und des darunter liegenden Blattes mit dem Stängel (vergleichbar mit [Cha14]).

Das Messergebnis der automatisierten Blattlängenbestimmung für die sichtbare Blattlänge zeigt ei-

ne signifikante Korrelation zwischen der gemessenen und der berechneten Blattlänge. Diese hat ein Bestimmtheitsmaß von 0,72, welches unterhalb des Bestimmtheitsmaßes von [Wan18a], [Wu19] und [Cha14] liegt. Im Gegensatz zu [Wan18a] konnte hierbei jedoch ein geringerer *RMSE* von 55,6 mm erreicht werden. Dennoch ist auch bei dieser Messung eine Abweichung der Regressionsgeraden von der Winkelhalbierenden erkennbar. Mit der Steigung von 0,49 ist eine mit der Blattlänge ansteigende Unterschätzung der Länge zu erkennen. Lediglich im Blattlängenbereich von $50 \text{ mm} \pm 5 \text{ mm}$ ist eine gute Übereinstimmung mit der Winkelhalbierenden erreicht worden. Als möglichen Grund für die aufgetretene Unterschätzung wird das bei der Bestimmung der Blattlänge der Kunstpflanze bei unterschiedlichen Rotationswinkeln beschriebene Verhalten der fehlerhaft skelettierten Bereiche angesehen. Wie auch bei der Kunstpflanze können auch bei echten Pflanzen durch die unterschiedlichen Blattwinkel verschieden starke Ansammlungen von Punkten auftreten, die auf die geringe Auflösung der Kameras und die fehlende Sichtbarkeit des Abstandes zwischen Blatt und Stängel zurückzuführen sind (vgl. Abbildung 6.1). Durch die fehlerhafte Skelettierung kommt es zu einer Verkürzung der Blattlänge. Dies beeinflusst auch die Streuung der gemessenen Blattlängen. Längere Blätter neigen hierbei zu einer größeren Streuung als kurze Blätter. Aber auch die Blattspitze hat einen Einfluss auf die Abweichung der Messungen von der angestrebten Winkelhalbierenden. Wie in Abschnitt 6.3 erwähnt, hängt die Blattlänge auch von der Tiefe des berechneten Skelettpunktes der Blattspitze innerhalb der Blattstruktur ab. Im Falle von breiteren Blättern liegt dieser aufgrund des Prinzips der Schrumpfung (vgl. Abschnitt 4.6.2.8 und [Vol99]) tiefer in der Blattstruktur als bei schmaleren Blättern. Um diesem Effekt entgegen zu wirken und damit die Unterschätzung zu reduzieren, wurden in [Wu19] die Randpunkte für die Berechnungen der Blattlänge mit einbezogen.

Eine weitere Einflussgröße ist die Festlegung auf die sichtbare Länge des Blattes bei der manuellen Messung (vgl. [Cha14]). Hierbei handelt es sich aufgrund der jeweiligen Definition des Punktes um die subjektive Wahrnehmung der Person, die den Versuch durchführt, und ist damit ebenfalls fehlerbehaftet bzw. führt zu einer gewissen Streuung der als Referenz angenommenen Werte.

Im Gegensatz zur automatisierten Bestimmung der sichtbaren Blattlänge liegt bei der Bestimmung der vollständigen Blattlänge eine geringere Streuung und geringere Abweichung der Regressionsgeraden von der Winkelhalbierenden vor. Da die Entwicklung dieses Modells und die durchgeführte Messung jedoch auf der gleichen Datenbasis beruhen, ist an dieser Stelle keine allgemeingültige Aussage bzgl. Qualität und Nutzbarkeit dieses Modells möglich. Zur Validierung wären weitere Messungen mit unabhängigem Pflanzenmaterial notwendig.

Bei der Blattfläche handelt es sich um die letzte automatisch bestimmte Pflanzeigenschaft. Die Ergebnisse der zugehörigen Messungen zeigen ebenfalls eine signifikante Korrelation zwischen den

beiden Größen der gemessenen und der berechneten Blattfläche mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,85. Dies liegt unterhalb des Bestimmtheitsmaßes von 0,86 und 0,89 aus [Wan19] und 0,87 aus [Cha14]; der *RMSE* von 518,1 mm² liegt jedoch ebenfalls unterhalb der 1314,0 mm² und 1408,8 mm² aus [Wan19]. Auch bei dieser Messung zeigt sich eine linear ansteigende Abweichung von der Winkelhalbierenden mit steigender Blattfläche. Die Steigung der Regressionsgeraden liegt bei 1,32 und der Offset bei 25,88 mm². Die Residuenanalyse zeigt außerdem, dass die Streuung der Messwerte mit steigender Blattfläche zunimmt. Als möglicher Grund für den Fehler wird die Rekonstruktion der Pflanze angenommen. Da es sich bei den Punktwolken um verrauschte Daten mit einem Rauschlevel von bis zu 5 cm handelt (vgl. Abschnitt 6.1, [Fal08]), tendiert der *ICP*-Algorithmus eher dazu, die resultierende rekonstruierte Pflanze dicker als die tatsächliche Pflanze darzustellen (vgl. [RL07]). Dies trifft insbesondere auch bei den Blättern zu. Da die Blattränder in den meisten Fällen aus den Blattrandpunkten mehrerer Punktwolken bestehen (vgl. Abbildung 4.21), werden auch diese durch das Rauschen der Randpunkte breiter dargestellt, als sie tatsächlich sind. Abschließend kann dieser Effekt im Rahmen dieser Arbeit jedoch nicht geklärt werden. Eine weitere Fehlerquelle stellt die Referenzmethode dar. Da es sich hierbei nicht um ein spezielles Messgerät, sondern um einen normalen Flachbett-Scanner handelte, liegen keine Erfahrungswerte bezüglich des zu erwartenden Fehlers der Messungen vor. Hier wäre es bei weiterführenden Untersuchungen sinnvoll, für die Erhöhung der Vergleichbarkeit, die Referenzmethode gezielt auf die Fehler hin zu untersuchen oder die Referenzmethode zu wechseln.

Sowohl bei der Top-View-Methode als auch bei der Multi-View-Methode sind erkennbare Abweichungen von der Winkelhalbierenden in unterschiedlicher Größe aufgetreten. Da diese das Messergebnis der entwickelten Methoden verfälschen, bietet es sich zum Ausgleich des Fehlers an, die gemessene Regressionsgerade als Kalibrierkurve für das Modell zu nutzen und somit die Abweichung zu reduzieren (vgl. [Tho11]). Ob dies jedoch tatsächlich eine allgemeingültige Lösung für die Kompensation der Abweichung darstellt, müsste in weiteren Untersuchungen mit einem unabhängigen Datensatz geklärt werden.

Abschließend kann gesagt werden, dass beide Methoden für die automatisierte Phänotypisierung von Mais im *BBCH*-Makrostadium 1 eingesetzt werden können. Ein Vergleich der Qualität der Phänotypisierung mit bestehenden Methoden zur 3D-basierten Phänotypisierung befindet sich im nächsten Abschnitt. Eine abschließende Beurteilung bezüglich einer möglichen Verwendbarkeit der hier entwickelten Methoden für den Einsatz in der Praxis unter Feldbedingungen kann im Rahmen dieser Arbeit aufgrund der im Labor und Gewächshaus durchgeführten Messungen nicht abgegeben werden.

6.4 Gegenüberstellung der Methoden

Im vorherigen Abschnitt wurde dargelegt, dass die mit der Multi-View-Methode erzielten Ergebnisse eine höhere Übereinstimmung mit den tatsächlichen Pflanzenmerkmalen zeigen als die der Top-View-Methode (vgl. Tabelle 6.1). Ihr Vorteil gegenüber der Top-View-Methode liegt im höheren Informationsgehalt der Datenbasis, welche die gesamte Struktur der Pflanze enthält. Durch die in dieser Methode angewandte Skelettierung kann eine der Pflanze entsprechende Struktur extrahiert werden und vereinfacht damit die Analyse von Pflanzenmerkmalen (vgl. [Wu19]). Zugleich ist erkennbar, dass die Top-View-Methode bei der Vermessung der Pflanzenhöhe ein kleineres *RMSE* erzielt als die Multi-View-Methode. Die hier beschriebenen Erkenntnisse können jedoch lediglich Tendenzen aufzeigen, da für die Validierung der Methoden nicht das selbe Pflanzenmaterial verwendet werden konnte. Ein allgemeingültiger Vergleich beider Methoden kann somit nicht vorgenommen werden.

Ähnlich stellt sich die Gegenüberstellung der entwickelten Methoden mit dem Stand der Technik dar. Auch hier wurden unterschiedliche Pflanzen verwendet. Dennoch wurden die Arbeiten [Cha14], [Wan18a], [Wu19], [Lu15], [Jin18], [Häm18] und [VA18a] für einen Vergleich herangezogen, weil diese Arbeiten zum großen Teil ähnlichen Zielmerkmale der Maispflanzen enthalten sind. Die im Stand der Technik aufgeführte Arbeit [Rei18] wurde hingegen nicht für den Vergleich herangezogen, da ihre Ergebnisse zu den durchgeführten Messungen nicht statistisch ausgewertet wurden.

Bei den im Kapitel zum Stand der Technik (vgl. 2) vorgestellten und den in der vorliegenden Arbeit beschriebenen Methoden besteht ein großer Unterschied bezüglich der Stichprobengröße und der Auswahl des Pflanzenmaterials. Während [Wan18a], [Häm18] und [Wu19] eher größere Pflanzen von mindestens 400 mm Höhe verwendet haben, diente für die vorliegende Arbeit, ähnlich wie bei [Cha14] und [Lu15] Pflanzen im Höhenbereich von 30 - 500 mm als Basis. Dementsprechend variieren auch Blattlängen und Blattflächen.

Neben dem verwendeten Pflanzenmaterial gibt es auch große Unterschiede in den verwendeten Methoden, den verwendeten Sensorsystemen und dem Automatisierungsgrad der Phänotypisierung. Bei [Wan18a] handelt es sich z. B. nicht um eine vollständig automatisierte Methode, da eine manuelle Vorselektion der Blattpunkte für die Analyse der Pflanzenmerkmale notwendig gewesen ist. Im Gegensatz hierzu basieren die Ergebnisse in [Jin18] auf dem Einsatz von Deep-Learning-Methoden. Während die

¹ Keine vollständig automatisierte Phänotypisierung da die Selektierung der Blattpunkte manuell durchgeführt wurde.

6.4 Gegenüberstellung der Methoden

		Entwickelte Methoden		Literatur							
Merkmal	Wert	Top-View	Multi-View	[Wan18a] 3D Li-DAR ¹	[Wan18a] MVS ¹	[Wur19] 3D Li-DAR	[Cha14] ToF	[Lu15] ToF	[Jin18] 3D LIDAR	[Häm18] ToF	[VA18a] ToF
<i>Pflanzenhöhe</i>	N	24	45	27	27	6	5	534	337	30	123
	Höhen [mm]	137	40	400	400	500	90	30	150	Ø1880	n. a.
	R ²	492	394	3100	3100	2800	140	220	700	0,79	
	SER [mm]	0,85	0,97	0,99	0,99	0,99	0,9		0,95		
	RMSE [mm]	26,3	16,2	56,9	56,9		0,014	38,7	20	23	50
	NRMSE [%] p-Wert	26 7,3 3,49 .10 ⁻⁴⁷	34,6 9,7 3,35 .10 ⁻³⁶			0,8					
<i>Blattanzahl</i>	N	124	38	-	-	-	-	-	-	-	-
	Anzahl	2 - 6	2 - 5								
	Richtig [%]	87	93								
	Falsch [%]	13	7								
<i>Blattlänge</i>	N	-	75	122	122	71	22	1969	-	-	-
	Längen [mm]		47	50	50	50	110	20	-	-	-
	R ²		448	1100	1100	1050	390	567	-	-	-
	SER [mm]		0,72	0,91	0,91	0,99	0,85				
	RMSE [mm]		29,7	115,2	115,2			22,3			
	NRMSE [%] p-Wert		55,6 12,4 7,95 .10 ⁻²⁵	125,8	125,8	5,3					
<i>Blattfläche</i>	N	-	75	122	122	-	22	-	-	-	-
	Flächen [mm ²]		169	10	10	-	10	-	-	-	-
	R ²		6850	12000	12000	17000	17000				
	SER [mm]		0,85	0,86	0,89	0,87					
	RMSE [mm ²]		363,2	1314,0	1408,8						
	NRMSE [%] p-Wert		518,1 7,8 1,21 .10 ⁻²⁸								

Tabelle 6.1: Gegenüberstellung der Top-View-Methode und der Multi-View-Methode

meisten aufgeführten Arbeiten Messungen im Labor oder im Gewächshaus durchgeführt haben, wurden in [Häm18] Messungen unter Feldbedingungen durchgeführt. Hierfür wurden, wie auch in [VA18a] und [Jin18] und im Falle der in dieser Arbeit entwickelten Top-View-Methode Einzelpflanzen in Reihen vermessen. Die Arbeiten [Wan18b], [Wu19], [Lu15] und auch die entwickelte Multi-View-Methode wurden hingegen für die Vermessung von Einzelpflanzen im Labor eingesetzt.

Eine weitere Herausforderung bei der Gegenüberstellung liegt in der, in vorgestellten Arbeiten häufig aufgetretenen Abweichung durch eine Über- oder Unterschätzung der tatsächlichen Größen. Diese spiegeln sich leider nicht in den, für die Gegenüberstellung zur Verfügung stehenden, Größen wie Bestimmtheitsmaß, *RMSE*, *NRMSE* und Signifikanz wider.

Trotz der obigen Ausführungen zur eingeschränkten Vergleichbarkeit zeigt Tabelle 6.1, dass die Methoden von [Wan18a] und [Wu19] ein höheres Bestimmtheitsmaß der Korrelation und einen geringeren Fehler bei der Bestimmung der Pflanzenhöhe als die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Methoden aufweisen. Das Bestimmtheitsmaß und der Fehler von [Cha14] und [Jin18] befinden sich zwischen den Ergebnissen der Top-View-Methode und denen der Multi-View-Methode. Im Gegensatz zu den anderen Arbeiten aus Tabelle 6.1 ist in den Messergebnissen von [Wu19] und [Wan18a] weder eine Über- noch Unterschätzung der tatsächlichen Pflanzenhöhe erkennbar.

Ein Vergleich der Messungen zur Blattanzahl von Mais mit der Literatur kann nicht stattfinden, da diese in keiner der aufgeführten Arbeiten zu den ermittelten Größen gehörte. Somit stellt die entwickelte automatische Ermittlung der Blattanzahl eine Erweiterung der vorhandenen Methoden dar.

Hinsichtlich der Messungen zu Blattlänge und -fläche hingegen ist ein vorsichtiger Vergleich möglich, denn wie auch bei der Pflanzenhöhe gibt es zwischen den entwickelten Methoden und bisherigen Arbeiten eine große Streuung in der Stichprobengröße und im gewählten Pflanzenmaterial. Im Vergleich zu den Ergebnissen der automatisch bestimmten Blattlänge von [Wan18a], [Wu19] und [Cha14] erzielte die in dieser Arbeit entwickelte Multi-View-Methode einen geringeren *RMSE* bzw. *NRMSE*. Trotz des schlechteren Bestimmtheitsmaßes für die automatische Bestimmung der Blattfläche zeigt die entwickelte Methode auch hier einen geringeren *RMSE*. Die in [Wan18a] verwendeten Methoden basierend auf 3D-*LIDAR* und *MVS* unterschätzen jeweils die tatsächliche Blattfläche als auch die Blattlänge. Dies gilt ebenso für die in [Cha14] verwendete Methode basierend auf Time-of-Flight-Kameras. Im Gegensatz dazu verteilen sich die Messwerte für die Blattlänge in [Wu19] gleichmäßig um die Winkelhalbierende.

Während sich die im Stand der Technik aufgeführten Arbeiten (vgl. Abschnitt 2.4) hauptsächlich auf die

Optimierung der Modelle zur Ermittlung einzelner morphologischer Eigenschaften wie z. B. der Pflanzenhöhe [VA18a], [Jin18], [Häm18] beschränken, ist es insbesondere mit der in dieser Arbeit entwickelten Multi-View-Methode möglich die morphologischen Merkmale Pflanzenhöhe, Blattanzahl, Blattlänge und -fläche mit einer gemeinsamen Datenbasis automatisch zu ermitteln. Durch die gemeinsame Datenbasis der Modelle kann auf eine nachträgliche Zuordnung der Messergebnisse zu den jeweiligen Einzelpflanzen, basierend auf Daten evtl. unterschiedlicher Sensorsysteme, verzichtet und damit die Komplexität des Gesamtsystems zur automatischen Phänotypisierung vergleichsweise gering gehalten werden.

KAPITEL 7

Schlussfolgerung

Ziel dieser Arbeit war es, eine neue Methode zur sensorbasierten 3D-Modellierung zur morphologischen Phänotypisierung am Beispiel von Mais zu entwickeln. Hierfür wurden, wie in Tabelle 2.1 gezeigt, Time-of-Flight-Kameras genutzt. Diese lieferten die Datenbasis für die Modellierung der Maispflanze und die anschließende Bestimmung von geometrischen Pflanzenparametern unter Feldbedingungen.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden zwei unterschiedliche Methoden hinsichtlich Kameraanordnung und Datenauswertung entwickelt, um unterschiedliche Algorithmen mit verschiedenen Ansätzen und Komplexitäten evaluieren zu können.

Die erste Methode basiert auf einem bislang für Mais-Einzelpflanzen nicht verwendeten Top-View-Konzept und nutzte nur eine einzige Kamera, welche die Pflanzen mit der optischen Achse Richtung Boden orientiert erfasste. Zur Bestimmung der Pflanzengeometrie wurden Histogramm- und Skelettie-rungsdaten der Tiefenbilder ausgewertet, wobei das Tiefenbild für die Erzeugung der Pflanzenskelette zunächst auf ein Binärbild reduziert wurde.

Die zweite Methode basiert auf einem Multi-View-Ansatz, der erstmalig ein vernetztes Pflanzenmodell für die Analyse der morphologischen Pflanzeigenschaften nutzte. Zur Erzeugung dieser Datenbasis wurde eine 3D-Rekonstruktion der Punktwolken von mindestens vier seitlichen, in gleichmäßigem Abstand um die Pflanze herum angeordneten Kameras mit Hilfe des *ICP*-Algorithmus [Jos03] durchgeführt. Diese Daten wurden mit dem *Ball-Pivoting*-Algorithmus [Ber99b] zu einem vernetzten Mais-

pflanzenmodell in Form eines Volumenkörpers überführt. Über eine Skelettierung des Volumenkörpers und die im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Algorithmen konnten anschließend die morphologischen Eigenschaften der Maispflanzen extrahiert werden. Mit dieser Methode konnten signifikante Korrelationen zwischen den manuell berechneten und den gemessenen Größen erreicht werden.

Auch mit Top-View-Methode konnten signifikante Korrelationen zwischen den manuell gemessenen und den berechneten Größen erreicht werden. Zu den mit dieser Methode bestimmbaren Größen gehören die Blattanzahl und die Pflanzenhöhe, wobei Letztere durch das entwickelte Modell unterschätzt wurde. Der *RMSE* für die Messung der Pflanzenhöhe lag bei 26 mm. Die Blattanzahl konnte wiederum mit dem Skelettierungsansatz in der Top-View-Methode zu 87 % korrekt bestimmt werden.

Zu den mit der Multi-View-Methode bestimmbaren Größen gehören die Pflanzenhöhe, die Blattanzahl, die Blattlänge und die Blattfläche. Wie auch bei der Top-View-Methode ist bei der ihr insbesondere bei der Pflanzenhöhe und der Blattfläche eine Abweichung feststellbar, die sich in Form einer Überschätzung der gemessenen Größen durch das entwickelte Modell zeigt. Der *RMSE* lag für die Pflanzenhöhe bei 34,6 mm, für die Blattlänge bei 55,6 mm und für die Blattfläche bei 518,1 mm². Die Blattanzahl konnte mit der Multi-View-Methode zu 93 % richtig bestimmt werden.

Top-View	Multi-View
Pflanzenhöhe	Pflanzenhöhe
Blattanzahl	Blattanzahl
	Blattlänge
	Blattfläche

Tabelle 7.1: Mit den entwickelten Methoden messbare Pflanzenparameter

Die gemessenen Pflanzeigenschaften lassen sich für die Einordnung in die *BBCH*-Skala nutzen. Da die entwickelten Methoden nur während des Makrostadiums 1 anwendbar sind, besteht eine Verbindung zwischen der Untergruppierung und der Blattanzahl der Pflanze. Da diese mit Hilfe der entwickelten Methoden bestimmt werden kann, besteht folgender einfacher Zusammenhang zwischen der Gruppennummer und der Blattanzahl: Zehn + Blattanzahl. Es ist möglich, in der gewohnten Art und Weise die Klassifizierung der Pflanzen anhand der *BBCH*-Skala fortzusetzen.

Die Qualität der automatisierten Phänotypisierung mit den entwickelten Methoden hängt jedoch stark von den der Berechnung zugrunde liegenden Daten ab. Durch die momentan noch sehr begrenzte laterale Auflösung der *ToF*-Kameras wird auch die Anzahl der für die Verarbeitung nutzbaren Punkte be-

grenzt. Als vorteilhaft hat sich hier die eingesetzte Analyse des vernetzten Volumenkörpers erwiesen. Durch den über die Vernetzung entstehenden Zusammenhang zwischen den Punkten untereinander, können die Strukturen geglättet und somit Ausreißer heraus gefiltert werden (vgl. [Vol99, Nea06]). Problematische Bereiche der Pflanze bleiben trotz Vernetzung die Blattscheiden, da in ihrem Bereich das Blatt teilweise sehr steil in den Stängel eintaucht. Der dementsprechend geringe Abstand zwischen Blatt und Stängel ist aufgrund der geringen lateralen- und Distanzauflösung sehr schwer zu differenzieren. Dieser Effekt äußerte sich insbesondere bei der automatisierten Vermessung der sichtbaren Blattlänge (vgl. [Cha14]).

In der Gegenüberstellung von Top-View- und Multi-View-Methode kann gesagt werden, dass es für die ausschließliche Messung der Pflanzenhöhe ausreichend ist, eine Top-View-Anordnung mit Einzelkamera zu verwenden. Die Top-View-Methode erzielt bei der Vermessung der Pflanzenhöhe Ergebnisse mit einem geringeren *RMSE* als die Multi-View-Methode. Diese ist wiederum für komplexere Aufgaben, wie z. B. die Vermessung von Blattlängen und -flächen sowie das Zählen von Blättern geeigneter, weil sich mit ihr Blätter der Pflanze besser auflösen lassen als mit der Top-View-Methode. Bei der Draufsicht der Top-View-Methode ist bereits ab wenigen Blättern eine Überlappung vorhanden, die die Analyse der Blätter erschwert. Daher wurde sich in dieser Arbeit auf die Bestimmung der Pflanzenhöhe und der Blattanzahl mit der Top-View-Methode beschränkt.

Im Gegensatz zu bisherigen Arbeiten von [Wan18a], [Wu19], [Häm18], [VA18a], [VA18c], [Rei18], [Jin18], [Lu15] und [Cha14] wurde bei der Entwicklung der Multi-View-Methode eine automatische Phänotypisierung der Maiseinzelpflanze basierend auf einem vernetzten Volumenkörper mit einer gemeinsamen Datenbasis für die Pflanzenhöhe, Blattanzahl, Blattlänge und -fläche durchgeführt. Im Vergleich mit der teilautomatischen Methode aus [Wan18a] konnte der *RMSE* der vergleichbaren Größen leicht reduziert werden. Im Vergleich zu der automatisch bestimmten Blattlänge in [Wu19] konnte mit der entwickelten Multi-View-Methode der *NRMSE* leicht reduziert werden, wobei sich die Kennzahl im Falle der Pflanzenhöhe verschlechtert hat.

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte Sensitivitätsanalyse der Kameras gegenüber Fremdeinflüssen hat ergeben, dass sie eine starke Abhängigkeit gegenüber den überprüften Einflussgrößen Farbe, Fremdlicht, Feuchtigkeit und Bewegung haben. Die Abhängigkeiten zeigen sich durch erhöhte Distanzfehler von bis zu 5 cm und Rauschlevel in einer Höhe von bis zu 1,5 cm. Letzteres bestimmt maßgeblich die erreichbare Distanzauflösung der Kameras. Da es sich bei dem Rauschen um eine normalverteilte Streuung um den Mittelwert handelt, kann dieses durch Mittelung oder Modellierung der Rauschcharakteristik wie in [Kim12] und [JS14] reduziert werden. Dennoch verbleibt eine von der Einflussgröße abhängige Abweichung der Tiefendaten von der Referenz. Der Zusammenhang von

Rauschlevel und Distanzfehler zur Qualität der automatischen Phänotypisierung mit den entwickelten Methoden wurde insbesondere bei der durchgeführten Wiederholungsmessung der Multi-View-Methode in einer maximalen Streuung der Messwerte von 1,7 cm deutlich.

Neben den statischen Messungen im Labor wurden auch dynamische Messungen mit einer Roboterplattform im Gewächshaus an Maisreihen durchgeführt. Im Vergleich zu den Arbeiten [VA18a], [VA18c] und [Rei18] wurden diese mit einer Time-of-Flight-Kamera in einer Top-View-Ausrichtung durchgeführt. Da der Abstand der Pflanzen jedoch an die Anforderungen der Methoden angepasst werden musste, kann nicht von einem Abstand der Pflanzen zueinander ausgegangen werden, wie er unter realen Feldbedingungen üblich ist. Aus diesem Grund konnte das Ziel der automatischen Phänotypisierung von Einzelpflanzen in der Reihe, wie sie z. B. durch die indirekte Zuordnung zur Einzelpflanze über die Rasterung des Höhenprofils der Pflanzenreihe in [VA18c] und [Häm18] dargestellt ist, nur teilweise erreicht werden. Um die Einzelpflanze dennoch in der Reihe vermessen zu können, wäre eine Auflösung der überlappenden Blätter benachbarter Pflanzen notwendig. Die Problematik der Überlappung von Blättern stellt für die automatisierten Methoden eine große Herausforderung dar und ist daher bereits seit einigen Jahren im Fokus mehrerer Arbeiten [Pas13], [Xia13], [Wan17], [Li19]. Aufgrund der Komplexität dieses Aspekts wurde das Thema im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter verfolgt.

Da die Messungen zur Validierung im Labor und im Gewächshaus durchgeführt wurden, kann eine Aussage über die Nutzbarkeit der entwickelten Methoden unter Feldbedingungen im Rahmen dieser Arbeit nicht vollständig geklärt werden. Die durchgeführte Sensitivitätsanalyse der Kameras deutet allerdings daraufhin, dass die Fremdeinflüsse auf dem Feld durch das Sonnenlicht und evtl. vorhandene Feuchtigkeit sowohl ein erhöhtes Rauschlevel als auch einen Distanzfehler in den Messwerten bewirken können.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die sensorbasierte 3D-Modellierung zur morphologischen Phänotypisierung am Beispiel von Mais mit beiden entwickelten Methoden erreicht werden konnte. Es konnte außerdem gezeigt werden, dass sich sowohl Top- als auch Multi-View-Anordnungen für die automatische Phänotypisierung von Einzelpflanzen eignen. Die Analyse der morphologischen Eigenschaften der Pflanze basiert bei der Multi-View-Methode erstmalig auf einer gemeinsamen Datenbasis für die Bestimmung der Pflanzenhöhe, der Blattanzahl, der Blattlänge und -fläche. Die Feldtauglichkeit der entwickelten Methoden konnte im Rahmen dieser Arbeit nicht abschließend geklärt werden.

	Technologie				Datenbasis				Phänotypisierung				Einsatzbereich							
	RGB-Kameras	Stereokamera o. MVS ¹	LIDAR	ToF-Kamera	Top-/Single-View	Multi-View	Scan	3D-Rekonstruktion	Vernetzung / Volumenkörper	Automatisierte Phänotypisierung	Pflanzenhöhe	Blattanzahl	Blattlänge	Blattfläche	Labor	Gewächshaus	Feld	Einzelpflanze	Einzelpflanze in der Reihe	Pflanzenreihe
Mais																				
[Cha14]				X		X		X		X	X		X	X	X			X		
[Lu15]				X		X		X		X	X		X		X			X		
[Jin18]			X			X		X		X	X				X				X	
[Häm18]				X	X		X	X		X	X					X		X	X	
[Rei18]			X				X			X	X				X			X		
[VA18a]				X		X	X	X		X	X				X			X	X	
[Wu19]			X		X			X		X	X		X		X			X		
Ziel- definition				Z	Z	Z		Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z	
Entwickelte Methoden				X	X	X		X ¹	X ¹	X	X	X	X ¹	X ¹	X	X ²	³	X		

Tabelle 7.2: Vergleich Zieldefinition - erreichtes Ergebnis, Z - Ziel, X - In der vorliegenden Arbeit umgesetzt

1 Multi-View-Methode.

2 Top-View-Methode. Die Reihen wurden angepasst, so dass keine Überlappungen zwischen den Pflanzen stattfinden konnten

3 Für die Entwicklung der Methoden wurden auch Pflanzen auf dem Feld vermessen, die Validierung der Methode wurde jedoch nicht auf dem Feld durchgeführt.

KAPITEL 8

Ausblick

Ein wichtiger Schritt für die Akzeptanz solcher automatisierter Technologien im Feldversuchswesen ist die Robustheit der Methoden, die Feldtauglichkeit, die Benutzerfreundlichkeit und ein komfortables Datenhandling. Wie die Untersuchungsergebnisse gezeigt haben, wären insbesondere im Bereich der ersten zwei Punkte weitere Untersuchungen und Optimierungen nötig, um für einen praxisnahen Einsatz zufriedenstellende Ergebnisse zu erzielen. Besonders hervorzuheben wäre in diesem Zusammenhang die automatische Phänotypisierung von Einzelpflanzen innerhalb einer Maisreihe mit den gängigen Pflanzenabständen. Die größte Herausforderung besteht hierbei in der Auflösung von Überlappungen durch benachbarte Pflanzen.

Um zukünftig die erreichte Qualität und Flexibilität der Phänotypisierung mit den entwickelten Methoden weiter zu verbessern, gibt es mehrere Ansätze. Es kann z. B. davon ausgegangen werden, dass in Zukunft *ToF*-Kamerasysteme mit einer höheren Auflösung, sowohl in der Lateral- als auch in der Distanzauflösung, verfügbar sein werden, wodurch sich die Qualität der Messungen und der daraus resultierenden Pflanzenparameter noch erhöhen würde.

Durch die Technologieunabhängigkeit der entwickelten Methoden ist es möglich, neben der *ToF*-Technologie andere Kameratechnologien für die Erzeugung der Datenbasis zu nutzen. Als Beispiel für alternative Technologien zur Erzeugung von 3D-Messdaten sind hier die bereits in Kapitel 2 erwähnten Multi-View-Ansätze mit Hilfe von RGB-Kameras, Lichtschnitt, Laser-Scannern sowie im besonderen Maße die sehr verbreitete Erzeugung von 3D-Informationen mit Hilfe des FARO Laser-Scanners [FAR] und der *Kinect*®-Kamera V2 [Mic16]. Beide Technologien ermöglichen neben dem Erfassen der Tiefeninforma-

tionen auch die Überlagerung der gewonnenen 3D-Daten mit der zugehörigen RGB-Farbinformation. Durch diese Kombination kann jedem errechnetem Punkt der Punktwolke auch seine tatsächliche Farbe zugeordnet und daraus hochauflösende, farbige 3D-Modelle erzeugt werden. Insbesondere die mittlerweile abgekündigte *Kinect*®-Kamera V2 sowie die Verfügbarkeit von SDKs und Algorithmen zur 3D-Bilderzeugung und -verarbeitung, wie z. B. in der Open Source Bibliothek OpenCV [Ope] haben zu einer rasanten Weiterentwicklung im Bereich der Erzeugung von 3D-Informationen und der Erhöhung der Leistungsfähigkeit von Algorithmen geführt. Es ist zu erwarten, dass sich dieser Trend weiter fortsetzt und dass die Entwicklungen dabei helfen können, die hier vorgestellten Methoden hinsichtlich ihrer Leistungsfähigkeit weiter zu optimieren und zu erweitern. Eine weitere Möglichkeit zur Erhöhung der Qualität der Phänotypisierung kann durch eine Kombination der Messergebnisse mit anderen Sensorsystemen in Form von Sensor-Datenfusion [Mit07] erreicht werden, was den Einfluss von Störgrößen und daraus resultierende Fehlklassifizierungen reduziert könnte.

Der Funktionsumfang der entwickelten Methoden könnte durch zusätzliche Verwendung der Pflanzenfarbe noch erweitert werden. Hierdurch könnte die Zuordnung der Punktwolken zueinander noch verbessert werden, da z. B. Kanten oder Texturen als zusätzliche Eingangsinformationen für das *ICP*-Matching genutzt werden können. Neben den Optimierungsmöglichkeiten der Modellberechnung bietet die Farbinformation zusätzliche Möglichkeiten für die Phänotypisierung der Pflanze. Denkbar wäre hier eine Analyse der Blattoberfläche zur Erkennung von Anomalien. Eine weitere Möglichkeit wäre beispielsweise die Kombination von 3D-Aufnahmen mit spektralen Informationen, wie sie als MWLP-Sensor in [Str17] gezeigt wurden, zu verwenden um die gesamte Pflanze zu vermessen.

Durch die Verbindung von diesen Technologien mit einem autonomen Feldroboter wäre es zusätzlich möglich, eine sich fortlaufend wiederholende Phänotypisierung auszuführen und die gewonnenen Daten zur Analyse des fortschreitenden Wachstumsprozesses zu nutzen. Mit Hilfe der exakten Pflanzenposition kann zukünftig eine fortlaufende Phänotypisierung der Pflanzen durchgeführt werden. Hierfür könnten die gemessenen Pflanzenparameter mit den globalen Koordinaten der Pflanze, ermittelt durch ein *RTK-DGPS*-System, in einer Datenbank abgelegt werden. Mit einem autonomen Feldroboter können diese Positionen regelmäßig angefahren und die Pflanzen erneut vermessen werden.

Wie auch in anderen Anwendungen werden auch in der Phänotypisierung maschinelle Lernverfahren Einzug halten. Ein Beispiel hierfür ist bereits in [Jin18] beschrieben worden. Auch das Thema Industrie 4.0 bzw. *IloT* (Industrial Internet of Things) in Form von *Smart Farming* [Wol17], [Wal17], [Ahm18], [Pra17] dürfte zunehmend an Wichtigkeit gewinnen. Auch hier werden Sensorsysteme zur automatischen Phänotypisierung benötigt, um Daten zu erfassen und sie in der Cloud oder lokal bereitzustellen. Insbesondere die Speicherung großer Datenmengen in der Cloud ermöglicht die Vernetzung von Land-

wirten und Forschern weltweit. In Verbindung mit *Deep Learning*-Verfahren können die entstehenden großen Datenmengen mit Hilfe von künstlicher Intelligenz ausgewertet und genutzt werden. Diese Daten könnten dazu beitragen, zukünftig schädlingsresistente, den Herausforderungen des Klimawandels optimal angepasste Maispflanzen zu entwickeln und so dabei zu helfen, den Ertrag zu erhöhen, um damit den weltweit steigenden Bedarf an Mais als Nahrungsmittel, Futtermittel und Energieträger zu decken.

Literaturverzeichnis

- [Ahm18] AHMED, N.; DE, D. und HUSSAIN, I.: Internet of Things (IoT) for Smart Precision Agriculture and Farming in Rural Areas. *IEEE Internet of Things Journal*, Band 5(6) (2018), S. 4890–4899, ISSN 2327-4662
- [Ale11] ALENYA, G.; DELLEN, B. und TORRAS, C.: 3D modelling of leaves from color and ToF data for robotized plant measuring. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Robotics and Automation (ICRA)*, Shanghai, China: IEEE (2011), ISBN 978-1-61284-386-5, ISSN 10504729, S. 3408–3414
- [Ant20] ANTONY, A. P.; LEITH, K.; JOLLEY, C.; LU, J. und SWEENEY, D. J.: A Review of Practice and Implementation of the Internet of Things (IoT) for Smallholder Agriculture. *Sustainability*, Band 12(9) (2020), S. 3750, ISSN 2071-1050
- [Ara14] ARAUS, J. L. und CAIRNS, J. E.: Field high-throughput phenotyping: the new crop breeding frontier. *Trends in Plant Science*, Band 19(1) (2014), S. 52–61, ISSN 13601385
- [Ara18] ARAUS, J. L. und KEFAUVER, S. C.: Breeding to adapt agriculture to climate change: affordable phenotyping solutions. *Current Opinion in Plant Biology*, Band 45 (2018), S. 237–247, ISSN 13695266
- [AS14] ANDRADE-SANCHEZ, P.; GORE, M. A.; HEUN, J. T.; THORP, K. R.; CARMO-SILVA, A. E.; FRENCH, A. N.; SALVUCCI, M. E. und WHITE, J. W.: Development and evaluation of a field-based high-throughput phenotyping platform. *Functional Plant Biology*, Band 41(1) (2014), S. 68, ISSN 1445-4408

- [Au05] AU, O. K.-C.; TAI, C.-L.; FU, H. und LIU, L.: Mesh editing with curvature flow Laplacian operator. In *Eurographics Symposium on Geometry Processing (2005)*, Wien, Österreich: The Eurographics Association (2005), Band 2005, S. 216–218
- [Au08] AU, O. K.-C.; TAI, C.-L.; CHU, H.-K.; COHEN-OR, D. und LEE, T.-Y.: Skeleton extraction by mesh contraction. *ACM Transactions on Graphics*, Band 27(3) (2008), S. 1–10, ISSN 0730-0301
- [Bec16] BECKER, T.; HERRMANN, R.; SANDOR, V.; SCHÄFER, D. und WELLISCH, U.: Deskriptive Statistik und explorative Datenanalyse. In *Stochastische Risikomodellierung und statistische Methoden*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (2016), S. 27–91
- [Bel14] BELLEKENS, B.; SPRUYT, V. und WEYN, M.: A Survey of Rigid 3D Pointcloud Registration Algorithms. In *AMBIENT 2014, The Fourth International Conference on Ambient Computing, Applications, Services and Technologies. 2014.* (2014), ISBN 9781612083568, ISSN 1942-2679
- [Ben75] BENTLEY, J. L.: Multidimensional binary search trees used for associative searching. *Communications of the ACM*, Band 18(9) (1975), S. 509–517, ISSN 0001-0782
- [Ber97] BERNARDINI CHANDRAJIT BAJAJ, F. L.: Sampling and Reconstructing Manifolds Using Alpha-Shapes. Technischer Bericht, Purdue University (1997)
- [Ber99a] BERNARDINI, F.; MITTLEMAN, J.; RUSHMEIER, H.; SILVA, C. und TAUBIN, G.: The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Band 5(4) (1999), S. 349–359, ISSN 1077-2626
- [Ber99b] BERNARDINI, F.; MITTLEMAN, J.; RUSHMEIER, H.; SILVA, C. und TAUBIN, G.: The ball-pivoting algorithm for surface reconstruction. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Band 5(4) (1999), S. 349–359, ISSN 1077-2626
- [Ber08] BERG, M. D. und KREVELD, M. V.: Computational Geometry. In *Computational Geometry*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (2008), ISBN 9783540779735, S. 1–17
- [Bor12] BORENSTEIN, G.: Summary for Policymakers. In Intergovernmental Panel on Climate Change, Herausgeber, *Climate Change 2013 - The Physical Science Basis*, Cambridge:

- Cambridge University Press (2012), ISBN 978-1-44930-707-3, S. 1–30
- [Bru09] BRUINSMA, J.: The resource outlook to 2050: by how much do land, water and crop yields need to increase by 2050? *FAO Expert Meeting on How to Feed the World in 2050* (2009), S. 1–33
- [Buc10] BUCKLEY, S. J.: Laser Scanning for the Environmental Sciences. *The Photogrammetric Record*, Band 25(129) (2010), S. 84–85, ISSN 0031868X
- [Bun00] BUNDESSORTENAMT: *Richtlinien für die Durchführung von landwirtschaftlichen Wertprüfungen und Sortenversuchen*. Hannover: Landbuch Verlagsgesellschaft mbH (2000)
- [Bus10] BUSEMEYER, L.; KLOSE, R.; LINZ, A.; THIEL, M.; WUNDER, E. und RUCKELSHAUSEN, A.: Agro-sensor systems for outdoor plant phenotyping in low and high density crop field plots. In *Proceedings of Landtechnik 2010*, Braunschweig: VDI (2010), S. 213–218
- [Bus13] BUSEMEYER, L.; MENTRUP, D.; MÖLLER, K.; WUNDER, E.; ALHEIT, K.; HAHN, V.; MAURER, H.; REIF, J.; WÜRSCHUM, T.; MÜLLER, J.; RAHE, F. und RUCKELSHAUSEN, A.: Breed-Vision — A Multi-Sensor Platform for Non-Destructive Field-Based Phenotyping in Plant Breeding. *Sensors*, Band 13(3) (2013), S. 2830–2847, ISSN 1424-8220
- [Cao10] CAO, J.; TAGLIASACCHI, A.; OLSON, M.; ZHANG, H. und SU, Z.: Point Cloud Skeletons via Laplacian Based Contraction. In *2010 Shape Modeling International Conference, Shape Modeling International Conference (SMI)*, 2010, Aix-en-Provence, Frankreich: IEEE (2010), ISBN 978-1-4244-7259-8, S. 187–197
- [Cha07] CHAERLE, L.; LEINONEN, I.; JONES, H. G. und VAN DER STRAETEN, D.: Monitoring and screening plant populations with combined thermal and chlorophyll fluorescence imaging. *Journal of Experimental Botany*, Band 58(4) (2007), S. 773–784, ISSN 1460-2431
- [Cha14] CHAIVIVATRAKUL, S.; TANG, L.; DAILEY, M. N. und NAKARMI, A. D.: Automatic morphological trait characterization for corn plants via 3D holographic reconstruction. *Computers and Electronics in Agriculture*, Band 109 (2014), S. 109–123, ISSN 01681699
- [Ché12] CHÉNÉ, Y.; ROUSSEAU, D.; LUCIDARME, P.; BERTHELOOT, J.; CAFFIER, V.; MOREL, P.; BELIN, É. und CHAPEAU-BLONDEAU, F.: On the use of depth camera for 3D phenotyping

- of entire plants. *Computers and Electronics in Agriculture*, Band 82 (2012), S. 122–127, ISSN 01681699
- [Chi09] CHIABRANDO, F.; CHIABRANDO, R.; PIATTI, D. und RINAUDO, F.: Sensors for 3D Imaging: Metric Evaluation and Calibration of a CCD/CMOS Time-of-Flight Camera. *Sensors*, Band 9(12) (2009), S. 10080–10096, ISSN 1424-8220
- [Cob13] COBB, J. N.; DECLERCK, G.; GREENBERG, A.; CLARK, R. und MCCOUCH, S.: Next-generation phenotyping: requirements and strategies for enhancing our understanding of genotype–phenotype relationships and its relevance to crop improvement. *Theoretical and Applied Genetics*, Band 126(4) (2013), S. 867–887, ISSN 0040-5752
- [Dem18] DEMIREL, Y.: 1.22 Biofuels. In Y. Demirel, Herausgeber, *Comprehensive Energy Systems*, Amsterdam, Niederlande: Elsevier, Band 1-5 (2018), ISBN 9780128095973, S. 875–908
- [Fal07] FALIE, D. und BUZULOIU, V.: Noise Characteristics of 3D Time-of-Flight Cameras. In *2007 International Symposium on Signals, Circuits and Systems*, New Orleans, USA: IEEE (2007), Band 1 von *Signals, Circuits and Systems, 2007. ISSCS 2007. International Symposium on*, ISBN 1-4244-0968-3, S. 1–4
- [Fal08] FALIE, D. und BUZULOIU, V.: Further investigations on ToF cameras distance errors and their corrections. In *2008 4th European Conference on Circuits and Systems for Communications*, Circuits and Systems for Communications, 2008. ECCSC 2008. 4th European Conference on, Wien, Österreich: IEEE (2008), ISBN 978-1-4244-2419-1, S. 197–200
- [FAO09] FAO: FAO's Director-general on how to feed the world in 2050. *Population and Development Review*, Band 35(4) (2009), S. 837–839, ISSN 00987921
- [FAO18] FAO: Global Report on Food Crises 2018. Technischer Bericht, United Nations, New York, USA (2018)
- [FAR] FARO EUROPE GMBH & CO. KG: FARO Focus 3D Laser Scanner. <https://www.faro.com/products/construction-bim/faro-focus/>, besucht am 2020-07-31
- [Fel13] FELTEN, D.; FRÖBA, N.; FRIES, J. und EMMERLING, C.: Energy balances and greenhouse

- gas-mitigation potentials of bioenergy cropping systems (Miscanthus, rapeseed, and maize) based on farming conditions in Western Germany. *Renewable Energy*, Band 55 (2013), S. 160–174, ISSN 09601481
- [Fio13] FIORANI, F. und SCHURR, U.: Future Scenarios for Plant Phenotyping. *Annual Review of Plant Biology*, Band 64(1) (2013), S. 267–291, ISSN 1543-5008
- [Fis81] FISCHLER, M. A. und BOLLES, R. C.: Random sample consensus. *Communications of the ACM*, Band 24(6) (1981), S. 381–395, ISSN 0001-0782
- [Fis09] FISCHER, G.: World Food and Agriculture to 2030/50: How do climate change and bioenergy alter the long-term outlook for food, agriculture and resource availability? *Expert Meeting on How to Feed the World in 2050* (2009), S. 1–49
- [Fog95] FOGEL, D.: Phenotypes, genotypes, and operators in evolutionary computation. In *Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Tuban: IEEE (1995), Band 1 von *Evolutionary Computation, 1995., IEEE International Conference on*, ISBN 0-7803-2759-4, S. 193
- [Fur15] FURUKAWA, Y. und HERNÁNDEZ, C.: Multi-View Stereo: A Tutorial. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, Band 9(1-2) (2015), S. 1–148, ISSN 1572-2740
- [Gar15] GARRIDO, M.; PARAFOROS, D.; REISER, D.; VÁZQUEZ ARELLANO, M.; GRIEPENTROG, H. und VALERO, C.: 3D Maize Plant Reconstruction Based on Georeferenced Overlapping LiDAR Point Clouds. *Remote Sensing*, Band 7(12) (2015), S. 17077–17096, ISSN 2072-4292
- [Goe06] GOESELE, M.; CURLESS, B. und SEITZ, S.: Multi-View Stereo Revisited. In *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 2 (CVPR'06)*, New Jersey, USA: IEEE (2006), Band 2, ISBN 0-7695-2597-0, ISSN 10636919, S. 2402–2409
- [GR11] GRAHAM-ROWE, D.: Agriculture: Beyond food versus fuel. *Nature*, Band 474(7352) (2011), S. S6–S8, ISSN 0028-0836
- [Guo18] GUO, Q.; FROSIO, I.; GALLO, O.; ZICKLER, T. und KAUTZ, J.: Tackling 3D ToF Artifacts

- Through Learning and the FLAT Dataset. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Berlin Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, Band 11205 LNCS (2018), ISBN 9783030012458, S. 381–396
- [Häm18] HÄMMERLE, M. und HÖFLE, B.: Mobile low-cost 3D camera maize crop height measurements under field conditions. *Precision Agriculture*, Band 19(4) (2018), S. 630–647, ISSN 1385-2256
- [Han13] HANSARD, M.; LEE, S.; CHOI, O. und HORAUD, R.: *Time-of-Flight Cameras*. SpringerBriefs in Computer Science, London: Springer London (2013), ISBN 978-1-4471-4657-5
- [Har11] HARTMANN, A.; CZAUDERNA, T.; HOFFMANN, R.; STEIN, N. und SCHREIBER, F.: HTPheno: An image analysis pipeline for high-throughput plant phenotyping. *BMC Bioinformatics*, Band 12(1) (2011), S. 148, ISSN 1471-2105
- [He17] HE, J. Q.; HARRISON, R. J. und LI, B.: A novel 3D imaging system for strawberry phenotyping. *Plant Methods*, Band 13(1) (2017), S. 93, ISSN 1746-4811
- [Hei09] HEIZMANN, M.: Image based 3D inspection of surfaces and objects. In *1st International Workshop on Computer Image Analysis in Agriculture*, Potsdam: ATB (2009), Band 69, S. 11–20
- [Hes97] HESS, M.; BARRALIS, G.; BLEIHOLDER, H.; BUHR, L.; EGGERS, T.; HACK, H. und STAUSS, R.: Use of the extended BBCH scale - General for the descriptions of the growth stages of mono- and dicotyledonous weed species. *Weed Research*, Band 37(6) (1997), S. 433–441, ISSN 00431737
- [Hoe13] HOEGG, T.; LEFLOCH, D. und KOLB, A.: Time-of-Flight camera based 3D point cloud reconstruction of a car. *Computers in Industry*, Band 64(9) (2013), S. 1099–1114, ISSN 01663615
- [Hon09] HONG YOUNG JEON; LEI TIAN; TONY GRIFT; LOREN BODE und AARON HAGER: Stereovision System and Image Processing Algorithms for Plant Specific Application. In *American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting 2009, ASABE 2009*, St. Joseph, MI: American Society of Agricultural and Biological Engineers

- (2009), Band 1, ISBN 9781615673629, S. 147–170
- [Hor87] HORN, B. K. P.: Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *Journal of the Optical Society of America A*, Band 4(4) (1987), S. 629, ISSN 1084-7529
- [Hus08] HUSSMANN, S.; RINGBECK, T. und HAGEBEUKER, B.: A Performance Review of 3D TOF Vision Systems in Comparison to Stereo Vision Systems. In *Stereo Vision*, November, Österreich: InTech, Kapitel 7 (2008), ISBN 9789537619220, S. 18
- [Iva95] IVANOV, N.; BOISSARD, P.; CHAPRON, M. und ANDRIEU, B.: Computer stereo plotting for 3-D reconstruction of a maize canopy. *Agricultural and Forest Meteorology*, Band 75(1-3) (1995), S. 85–102, ISSN 01681923
- [Jin18] JIN, S.; SU, Y.; GAO, S.; WU, F.; HU, T.; LIU, J.; LI, W.; WANG, D.; CHEN, S.; JIANG, Y.; PANG, S. und GUO, Q.: Deep Learning: Individual Maize Segmentation From Terrestrial Lidar Data Using Faster R-CNN and Regional Growth Algorithms. *Frontiers in Plant Science*, Band 9 (2018), ISSN 1664-462X
- [Jos02] JOST, T. und HÜGLI, H.: Fast ICP Algorithms for Shape Registration. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Berlin Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, Band 2449 LNCS (2002), ISBN 354044209X, S. 91–99
- [Jos03] JOST, T. und HUGLI, H.: A multi-resolution ICP with heuristic closest point search for fast and robust 3D registration of range images. In *Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2003. 3DIM 2003. Proceedings.*, Banff, Kanada: IEEE (2003), Band 2003-Janua von *3-D Digital Imaging and Modeling, 2003. 3DIM 2003. Proceedings. Fourth International Conference on*, ISBN 0-7695-1991-1, ISSN 15506185, S. 427–433
- [JS14] JOONG-SIK, K.; HOON, J. und WHOI-YUL, K.: Adaptive noise reduction method using noise modeling for TOF sensor. In *2014 4th IEEE International Conference on Network Infrastructure and Digital Content*, New Jersey, USA: IEEE (2014), ISBN 978-1-4799-4734-8, S. 99–102
- [Kaz14] KAZMI, W.; FOIX, S.; ALENYÀ, G. und ANDERSEN, H. J.: Indoor and outdoor depth imaging of leaves with time-of-flight and stereo vision sensors: Analysis and comparison. *ISPRS*

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Band 88 (2014), S. 128–146, ISSN 09242716

- [Kim12] KIM, Y. S.; KANG, B.; LIM, H.; CHOI, O.; LEE, K.; KIM, J. D. K. und KIM, C.: Parametric model-based noise reduction for ToF depth sensors. In A. M. Baskurt und R. Sitnik, Herausgeber, *Three-Dimensional Image Processing (3DIP) and Applications II*, Cergy-Pontoise, Frankreich: SPIE (2012), Band 8290, ISBN 9780819489371, ISSN 0277-786X, S. 82900A
- [Kir17] KIRCHGESSNER, N.; LIEBISCH, F.; YU, K.; PFEIFER, J.; FRIEDLI, M.; HUND, A. und WALTER, A.: The ETH field phenotyping platform FIP: a cable-suspended multi-sensor system. *Functional Plant Biology*, Band 44(1) (2017), S. 154, ISSN 1445-4408
- [Kja15] KJAER, K. und OTTOSEN, C.-O.: 3D Laser Triangulation for Plant Phenotyping in Challenging Environments. *Sensors*, Band 15(6) (2015), S. 13533–13547, ISSN 1424-8220
- [Klo11] KLOSE, R.; PENLINGTON, J. und RUCKELSHAUSEN, A.: Usability of 3D time-of-flight cameras for automatic plant phenotyping. *Bornimer Agrartechnische Berichte*, Band 69 (2011), S. 93–105
- [Klo13] KLOPFENSTEIN, T.; ERICKSON, G. und BERGER, L.: Maize is a critically important source of food, feed, energy and forage in the USA. *Field Crops Research*, Band 153 (2013), S. 5–11, ISSN 03784290
- [Kol08] KOLB, A.; BARTH, E. und KOCH, R.: ToF-sensors: New dimensions for realism and interactivity. In *2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW '08. IEEE Computer Society Conference on, Anchorage: IEEE (2008), ISBN 978-1-4244-2339-2, S. 1–6
- [Lem15] LEMNATEC: Plant Phenotyping | LemnaTec Phenomics since 1998. <http://www.lemnatec.com/plant-phenotyping/>, besucht am 2015-09-01
- [Li14] LI, L.; ZHANG, Q. und HUANG, D.: A Review of Imaging Techniques for Plant Phenotyping. *Sensors*, Band 14(11) (2014), S. 20078–20111, ISSN 1424-8220

- [Li17a] LI, D.; XU, L.; TANG, X.-S.; SUN, S.; CAI, X. und ZHANG, P.: 3D Imaging of Greenhouse Plants with an Inexpensive Binocular Stereo Vision System. *Remote Sensing*, Band 9(5) (2017), S. 508, ISSN 2072-4292
- [Li17b] LI, J. und TANG, L.: Developing a low-cost 3D plant morphological traits characterization system. *Computers and Electronics in Agriculture*, Band 143 (2017), S. 1–13, ISSN 01681699
- [Li19] LI, D.; CAO, Y.; SHI, G.; CAI, X.; CHEN, Y.; WANG, S. und YAN, S.: An Overlapping-Free Leaf Segmentation Method for Plant Point Clouds. *IEEE Access*, Band 7 (2019), S. 129054–129070, ISSN 2169-3536
- [Lin08] LINDNER, M.; KOLB, A. und RINGBECK, T.: New insights into the calibration of ToF-sensors. In *2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW '08. IEEE Computer Society Conference on, Anchorage: IEEE (2008), ISBN 978-1-4244-2339-2, S. 1–5
- [Lin09] LINDNER, M. und KOLB, A.: Compensation of Motion Artifacts for Time-of-Flight Cameras. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, Berlin Heidelberg: Springer-Verlag GmbH, Band 5742 LNCS (2009), ISBN 3642037771, S. 16–27
- [Lin10] LINDNER, M.; SCHILLER, I.; KOLB, A. und KOCH, R.: Time-of-Flight sensor calibration for accurate range sensing. *Computer Vision and Image Understanding*, Band 114(12) (2010), S. 1318–1328, ISSN 10773142
- [Lu15] LU, H.; TANG, L. und WHITHAM, S. A.: Development of an automatic maize seedling phenotyping platform using 3D vision and industrial robot arm. In *American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting 2015*, St. Joseph: American Society of Agricultural and Biological Engineers (2015), Band 5, ISBN 9781510810501, S. 4001–4013
- [Mad01] MADDONNI, G.; OTEGUI, M. und CIRILO, A.: Plant population density, row spacing and hybrid effects on maize canopy architecture and light attenuation. *Field Crops Research*, Band 71(3) (2001), S. 183–193, ISSN 03784290

- [Mak06] MAKADIA, A.; PATTERSON, A. und DANIILIDIS, K.: Fully Automatic Registration of 3D Point Clouds. In *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1 (CVPR'06)*, Washington D.C., USA: IEEE (2006), Band 1 von *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, ISBN 0-7695-2597-0, ISSN 10636919, S. 1297–1304
- [Mar86] MARAGOS, P. und SCHAFER, R.: Morphological skeleton representation and coding of binary images. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Band 34(5) (1986), S. 1228–1244, ISSN 0096-3518
- [Mic14] MICROSOFT CORPORATION: Xbox 360. <https://support.xbox.com/de-DE/browse/xbox-360/accessories/Kinect>, besucht am 2014-07-08
- [Mic16] MICROSOFT CORPORATION: Xbox One. <https://support.xbox.com/en-US/browse/xbox-one/accessories/kinect>, besucht am 2018-08-07
- [Min15] MINERVINI, M.; SCHARR, H. und TSAFTARIS, S. A.: Image Analysis: The New Bottleneck in Plant Phenotyping [Applications Corner]. *IEEE Signal Processing Magazine*, Band 32(4) (2015), S. 126–131, ISSN 1053-5888
- [Mis08] MISTELE, B. und SCHMIDHALTER, U.: Spectral measurements of the total aerial N and biomass dry weight in maize using a quadrilateral-view optic. *Field Crops Research*, Band 106(1) (2008), S. 94–103, ISSN 03784290
- [Mit07] MITCHELL, H. B.: *Multi-sensor data fusion: An introduction*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (2007), ISBN 9783540714637
- [Mon07] MONTES, J. M.; MELCHINGER, A. E. und REIF, J. C.: Novel throughput phenotyping platforms in plant genetic studies. *Trends in Plant Science*, Band 12(10) (2007), S. 433–436, ISSN 13601385
- [MS17] MUELLER-SIM, T.; JENKINS, M.; ABEL, J. und KANTOR, G.: The Robotanist: A ground-based agricultural robot for high-throughput crop phenotyping. In *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Marina Bay Sands, Singapore: IEEE (2017), ISBN 978-1-5090-4633-1, ISSN 10504729, S. 3634–3639

- [Muf11] MUFTI, F. und MAHONY, R.: Statistical analysis of signal measurement in time-of-flight cameras. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Band 66(5) (2011), S. 720–731, ISSN 09242716
- [Nea06] NEALEN, A.; IGARASHI, T.; SORKINE, O. und ALEXA, M.: Laplacian mesh optimization. In *Proceedings of the 4th international conference on Computer graphics and interactive techniques in Australasia and Southeast Asia - GRAPHITE '06*, New York, New York, USA: ACM Press (2006), ISBN 1595935649, S. 381
- [Ope] OPENCV: OpenCV. <https://opencv.org/>, besucht am 2020-09-16
- [P. 95] P. HABERÄCKER: *Praxis der digitalen Bildverarbeitung und Mustererkennung*. Wien: Carl Hanser Verlag (1995), ISBN 3-44-615517-1
- [Pap12] PAPROKI, A.; SIRAUT, X.; BERRY, S.; FURBANK, R. und FRIPP, J.: A novel mesh processing based technique for 3D plant analysis. *BMC Plant Biology*, Band 12(1) (2012), S. 63, ISSN 1471-2229
- [Pas13] PASTRANA, J. C. und RATH, T.: Novel image processing approach for solving the overlapping problem in agriculture. *Biosystems Engineering*, Band 115(1) (2013), S. 106–115, ISSN 15375110
- [Pau13] PAULUS, S.; DUPUIS, J.; MAHLEIN, A.-K. und KUHLMANN, H.: Surface feature based classification of plant organs from 3D laserscanned point clouds for plant phenotyping. *BMC Bioinformatics*, Band 14(1) (2013), S. 238, ISSN 1471-2105
- [Pau14] PAULUS, S.; BEHMANN, J.; MAHLEIN, A.-K.; PLÜMER, L. und KUHLMANN, H.: Low-Cost 3D Systems: Suitable Tools for Plant Phenotyping. *Sensors*, Band 14(2) (2014), S. 3001–3018, ISSN 1424-8220
- [Pel03] PELEMAN, J. D. und VAN DER VOORT, J. R.: Breeding by Design. *Trends in Plant Science*, Band 8(7) (2003), S. 330–334, ISSN 13601385
- [Pie91] PIEGL, L.: On NURBS: a survey. *IEEE Computer Graphics and Applications*, Band 11(1) (1991), S. 55–71, ISSN 0272-1716

- [Pim09] PIMENTEL, D.; MARKLEIN, A.; TOTH, M. A.; KARPOFF, M. N.; PAUL, G. S.; MCCORMACK, R.; KYRIAZIS, J. und KRUEGER, T.: Food Versus Biofuels: Environmental and Economic Costs. *Human Ecology*, Band 37(1) (2009), S. 1–12, ISSN 0300-7839
- [Pop14] POPP, J.; LAKNER, Z.; HARANGI-RÁKOS, M. und FÁRI, M.: The effect of bioenergy expansion: Food, energy, and environment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Band 32 (2014), S. 559–578, ISSN 13640321
- [Pra17] PRATHIBHA, S. R.; HONGAL, A. und JYOTHI, M. P.: IOT Based Monitoring System in Smart Agriculture. In *2017 International Conference on Recent Advances in Electronics and Communication Technology (ICRAECT)*, New Jersey, USA: IEEE (2017), ISBN 978-1-5090-6701-5, S. 81–84
- [Qiu18] QIU, R.; WEI, S.; ZHANG, M.; LI, H.; SUN, H.; LIU, G. und LI, M.: Sensors for measuring plant phenotyping: A review. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, Band 11(2) (2018), S. 1–17, ISSN 1934-6344
- [Rah10] RAHE, F.; HEITMEYER, K.; BIBER, P.; WEISS, U.; RUCKELSHAUSEN, A.; GREMMES, H.; KLOSE, R.; THIEL, M. und TRAUTZ, D.: *First field experiments with the autonomous field scout BoniRob*. Proceedings 68th International Conference Agricultural Engineering, VDI (2010)
- [Rei12] REIDENBACH: Leitfaden Sonnenstrahlung. Technischer Bericht, Fachverband für Strahlenschutz e.V., Köln (2012)
- [Rei17] REISER, D.; VÁZQUEZ-ARELLANO, M.; IZARD, M. G.; PARAFOROS, D. S.; SHARIPOV, G. und GRIEPENTROG, H. W.: Clustering of Laser Scanner Perception Points of Maize Plants. *Advances in Animal Biosciences*, Band 8(2) (2017), S. 204–209, ISSN 2040-4700
- [Rei18] REISER, D.; VÁZQUEZ-ARELLANO, M.; PARAFOROS, D. S.; GARRIDO-IZARD, M. und GRIEPENTROG, H. W.: Iterative individual plant clustering in maize with assembled 2D LiDAR data. *Computers in Industry*, Band 99 (2018), S. 42–52, ISSN 01663615
- [Ren17] REN, S.; HE, K.; GIRSHICK, R. und SUN, J.: Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Band 39(6) (2017), S. 1137–1149, ISSN 0162-8828

- [Rin63] RING, J.: The Laser in Astronomy. *New Scientist*, Band 344 (1963), S. 672–673
- [RL07] RODRIGUEZ-LOSADA, D. und MINGUEZ, J.: Improved Data Association for ICP-based Scan Matching in Noisy and Dynamic Environments. In *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, New Jersey, USA: IEEE (2007), ISBN 1-4244-0602-1, ISSN 1050-4729, S. 3161–3166
- [Rou73] ROUSE, J. W.; HASS, R. H.; SCHELL, J. und DEERING, D.: Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In *Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) symposium*, Washington D.C., USA: NASA (1973), Band 1, ISBN 0027-8424, ISSN 00344257, S. 309–317
- [Ruc09a] RUCKELSHAUSEN, A.; BIBER, P.; DORNA, M.; GREMMES, H.; KLOSE, R.; LINZ, A.; RAHE, R.; RESCH, R.; THIEL, M.; TRAUTZ, D. und WEISS, U.: BoniRob: An autonomous field robot platform for individual plant phenotyping. In *Precision Agriculture 2009 - Papers Presented at the 7th European Conference on Precision Agriculture, ECPA 2009*, Wageningen: Academic Publishers (2009), Band 9, ISBN 9789086861132, S. 841–847
- [Ruc09b] RUCKELSHAUSEN, A.; BIBER, P.; DORNA, M.; GREMMES, H.; KLOSE, R.; LINZ, A.; RAHE, R.; RESCH, R.; THIEL, M.; TRAUTZ, D. und WEISS, U.: BoniRob: An autonomous field robot platform for individual plant phenotyping. In *Precision Agriculture 2009 - Papers Presented at the 7th European Conference on Precision Agriculture, ECPA 2009*, Wageningen: Wageningen Academic Publishers (2009), ISBN 9789086861132, S. 841–847
- [San12] SANTOS, T. T. und DE OLIVEIRA, A. A.: Image-based 3D digitizing for plant architecture analysis and phenotyping. In *Workshop on Industry Applications (WGARI) in SIBGRAPI 2012 (XXV Conference on Graphics, Patterns and Images)*, Ouro Preto, Brasilien: DECOM (2012), S. 13–16
- [Sch05] SCHREER, O.: *Stereoanalyse und Bildsynthese*. SpringerLink: Springer e-Books, Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag (2005), ISBN 3-540-23439-X
- [Sei06] SEITZ, S.; CURLESS, B.; DIEBEL, J.; SCHARSTEIN, D. und SZELISKI, R.: A Comparison and Evaluation of Multi-View Stereo Reconstruction Algorithms. In *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1 (CVPR'06)*,

New Jersey, USA: IEEE (2006), Band 1, ISBN 0-7695-2597-0, ISSN 10636919, S. 519–528

- [Shi11] SHIFERAW, B.; PRASANNA, B. M.; HELLIN, J. und BÄNZIGER, M.: Crops that feed the world 6. Past successes and future challenges to the role played by maize in global food security. *Food Security*, Band 3(3) (2011), S. 307–327, ISSN 1876-4517
- [Smi11] SMISEK, J.; JANCOSEK, M. und PAJDLA, T.: 3D with Kinect. In *2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*, New Jersey, USA: IEEE (2011), ISBN 978-1-4673-0063-6, S. 1154–1160
- [Smi12] SMITH, M.; VERICAT, D. und GIBBINS, C.: Through-water terrestrial laser scanning of gravel beds at the patch scale. *Earth Surface Processes and Landforms*, Band 37(4) (2012), S. 411–421, ISSN 01979337
- [Sod17] SODHI, P.; VIJAYARANGAN, S. und WETTERGREEN, D.: In-field segmentation and identification of plant structures using 3D imaging. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, Kanada: IEEE (2017), Band 2017-Sept, ISBN 978-1-5386-2682-5, ISSN 21530866, S. 5180–5187
- [Sta13] STAFFORD, J. V., Herausgeber: *Precision agriculture '13*. Wageningen: Wageningen Academic Publishers (2013), ISBN 978-90-8686-224-5
- [Sto10] STOLZE, F.: *Die Stereoskopie Und Das Stereoskop in Theorie Und Praxis (1908)*. Whitefish: Kessinger Publishing (2010), ISBN 9781168189257
- [Str17] STROTHMANN, W.; RUCKELSHAUSEN, A.; HERTZBERG, J.; SCHOLZ, C. und LANGSENKAMP, F.: Plant classification with In-Field-Labeling for crop/weed discrimination using spectral features and 3D surface features from a multi-wavelength laser line profile system. *Computers and Electronics in Agriculture*, Band 134 (2017), S. 79–93, ISSN 01681699
- [Stü16] STÜTZEL, H. und KAHLEN, K.: Editorial: Virtual Plants: Modeling Plant Architecture in Changing Environments. *Frontiers in Plant Science*, Band 7(NOVEMBER2016) (2016), ISSN 1664-462X
- [Sun18a] SUN, S.; LI, C.; PATERSON, A. H.; JIANG, Y.; XU, R.; ROBERTSON, J. S.; SNIDER, J. L.

- und CHEE, P. W.: In-field High Throughput Phenotyping and Cotton Plant Growth Analysis Using LiDAR. *Frontiers in Plant Science*, Band 9 (2018), ISSN 1664-462X
- [Sun18b] SUN, S.; LI, C.; PATERSON, A. H.; JIANG, Y.; XU, R.; ROBERTSON, J. S.; SNIDER, J. L. und CHEE, P. W.: In-field High Throughput Phenotyping and Cotton Plant Growth Analysis Using LiDAR. *Frontiers in Plant Science*, Band 9 (2018), S. 16, ISSN 1664-462X
- [Tab83] TABAH, L.: Les perspectives démographiques mondiales. *Tiers-Monde*, Band 24(94) (1983), S. 305–324, ISSN 0040-7356
- [Thi18] THIEL, M.: *Bildgebende NIR-Hyperspektral-Technologie zur in-situ Erfassung des Blattwassergehalts*. Dissertation, Gottfried Wilhelm Leibniz Universität (2018)
- [Tho03] THOMSON, K.: World agriculture: towards 2015/2030: an FAO perspective. *Land Use Policy*, Band 20(4) (2003), S. 375, ISSN 02648377
- [Tho06] THOMAS, E.: *Feldversuchswesen : 196 Tabellen*. Stuttgart: Ulmer (2006), ISBN 978-3-8252-8319-3
- [Tho11] THOMPSON, M. und LOWTHIAN, P. J.: Regression and Calibration. In *Notes on Statistics and Data Quality for Analytical Chemists*, London: IMPERIAL COLLEGE PRESS (2011), S. 71–99
- [VA16] VÁZQUEZ-ARELLANO, M.; GRIEPENTROG, H.; REISER, D. und PARAFOROS, D.: 3-D Imaging Systems for Agricultural Applications—A Review. *Sensors*, Band 16(5) (2016), S. 618, ISSN 1424-8220
- [VA18a] VÁZQUEZ-ARELLANO, M.; PARAFOROS, D. S.; REISER, D.; GARRIDO-IZARD, M. und GRIEPENTROG, H. W.: Determination of stem position and height of reconstructed maize plants using a time-of-flight camera. *Computers and Electronics in Agriculture*, Band 154 (2018), S. 276–288, ISSN 01681699
- [VA18b] VÁZQUEZ-ARELLANO, M.; REISER, D.; PARAFOROS, D. S.; GARRIDO-IZARD, M.; BURCE, M. E. C. und GRIEPENTROG, H. W.: 3-D reconstruction of maize plants using a time-of-flight camera. *Computers and Electronics in Agriculture*, Band 145 (2018), S. 235–247, ISSN 01681699

- [VA18c] VÁZQUEZ-ARELLANO, M.; REISER, D.; PARAFOROS, D. S.; GARRIDO-IZARD, M. und GRIEP-ENTROG, H. W.: Leaf area estimation of reconstructed maize plants using a time-of-flight camera based on different scan directions. *Robotics*, Band 7(4) (2018), ISSN 22186581
- [vH09] VAN HENTEN, E. J.; GOENSE, D. und LOKHORST, C., Herausgeber: *Precision agriculture '09*. Wageningen: Wageningen Academic Publishers (2009), ISBN 978-90-8686-113-2
- [Vol99] VOLLMER, J.; MENCL, R. und MULLER, H.: Improved Laplacian Smoothing of Noisy Surface Meshes. *Computer Graphics Forum*, Band 18(3) (1999), S. 131–138, ISSN 0167-7055
- [Wal17] WALTER, A.; FINGER, R.; HUBER, R. und BUCHMANN, N.: Opinion: Smart farming is key to developing sustainable agriculture. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Band 114(24) (2017), S. 6148–6150, ISSN 0027-8424
- [Wan17] WANG, H.; LIN, Y.; WANG, Z.; YAO, Y.; ZHANG, Y. und WU, L.: Validation of a low-cost 2D laser scanner in development of a more-affordable mobile terrestrial proximal sensing system for 3D plant structure phenotyping in indoor environment. *Computers and Electronics in Agriculture*, Band 140 (2017), S. 180–189, ISSN 01681699
- [Wan18a] WANG, Y.; WEN, W.; WU, S.; WANG, C.; YU, Z.; GUO, X. und ZHAO, C.: Maize Plant Phenotyping: Comparing 3D Laser Scanning, Multi-View Stereo Reconstruction, and 3D Digitizing Estimates. *Remote Sensing*, Band 11(1) (2018), S. 63, ISSN 2072-4292
- [Wan18b] WANG, Z.; WANG, K.; YANG, F.; PAN, S. und HAN, Y.: Image segmentation of overlapping leaves based on Chan–Vese model and Sobel operator. *Information Processing in Agriculture*, Band 5(1) (2018), S. 1–10, ISSN 22143173
- [Wan19] WANG, Y.; LAI, Z.; HUANG, G.; WANG, B. H.; VAN DER MAATEN, L.; CAMPBELL, M. und WEINBERGER, K. Q.: Anytime Stereo Image Depth Estimation on Mobile Devices. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, New Jersey, USA: IEEE (2019), Band 2019-May, ISBN 978-1-5386-6027-0, ISSN 10504729, S. 5893–5900
- [Wei10] WEISS, U.; BIBER, P.; LAIBLE, S. und ZELL, A.: Plant detection, mapping and differentiation for autonomous agricultural robots. In *4th International Conference on Cognitive Systems, CogSys 2010*, Zürich, Schweiz: ETH Zürich (2010), S. 2010

- [Wol17] WOLFERT, S.; GE, L.; VERDOUW, C. und BOGAARDT, M.-J.: Big Data in Smart Farming – A review. *Agricultural Systems*, Band 153 (2017), S. 69–80, ISSN 0308521X
- [Woo71] WOOLLEY, J. T.: Reflectance and Transmittance of Light by Leaves. *Plant Physiology*, Band 47(5) (1971), S. 656–662, ISSN 0032-0889
- [Woo10] WOODS, J.; WILLIAMS, A.; HUGHES, J. K.; BLACK, M. und MURPHY, R.: Energy and the food system. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, Band 365(1554) (2010), S. 2991–3006, ISSN 0962-8436
- [Wu19] WU, S.; WEN, W.; XIAO, B.; GUO, X.; DU, J.; WANG, C. und WANG, Y.: An Accurate Skeleton Extraction Approach From 3D Point Clouds of Maize Plants. *Frontiers in Plant Science*, Band 10 (2019), ISSN 1664-462X
- [Xia13] XIA, C.; LEE, J.-M.; LI, Y.; SONG, Y.-H.; CHUNG, B.-K. und CHON, T.-S.: Plant leaf detection using modified active shape models. *Biosystems Engineering*, Band 116(1) (2013), S. 23–35, ISSN 15375110
- [You08] YOUNG MIN KIM; CHAN, D.; THEOBALT, C. und THRUN, S.: Design and calibration of a multi-view TOF sensor fusion system. In *2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW '08. IEEE Computer Society Conference on, Anchorage: IEEE (2008), ISBN 978-1-4244-2339-2, S. 1–7
- [Zha16] ZHANG, Y.; TENG, P.; SHIMIZU, Y.; HOSOI, F. und OMASA, K.: Estimating 3D Leaf and Stem Shape of Nursery Paprika Plants by a Novel Multi-Camera Photography System. *Sensors*, Band 16(6) (2016), S. 874, ISSN 1424-8220

Ralph Klose

Persönlich

Name **Ralph Klose**
E-Mail **ralph.klose@gmx.de**

Arbeitserfahrung

Technischer Geschäftsführer / CTO <i>CiTEX Holding GmbH, Melle</i>	Apr 2019 - Aktuell
Technischer Leiter <i>iNOEX GmbH, Melle</i>	Jul 2016 - Mär 2019
Leiter Entwicklung und Forschung <i>iNOEX GmbH, Melle</i>	Feb 2012 - Jun 2017
Projektingenieur <i>Science to Business GmbH, Osnabrück</i>	Aug 2005 - Jan 2012

Bildung und Qualifikationen

Master of Science <i>Hochschule Osnabrück, Osnabrück</i> Mechatronic Systems Engineering	Sep 2005 - Aug 2008
Dipl.-Ing. (FH) <i>Hochschule Osnabrück, Osnabrück</i> Elektrotechnik (Schwerpunkt Mikroelektronik)	Sep 2000 - Aug 2005

Publikationen

Bernhardt, P., Klose, R.: THz-basierte Wanddickenmessung in der Kunststoffextrusion; Proceedings 1. Fachseminar Mikrowellen- und Terahertz-Prüftechnik in der Praxis, 06. März 2013, München, Germany (DGZfP MTHz 2013)

Tsukor, V., Klose, R., Ruckelshausen, A.: Multi-sensor simulation method for outdoor plant phenotyping based on autonomous field robots; Proceedings CIGR-AgEng Conference, Valencia 9-12 July 2012, papers book. ISBN: 978-84-615-9928-8

Klose, R., Scholz, C., Ruckelshausen, A.: 3D Time-of-Flight camera-based sensor system for automatic crop height monitoring for plant phenotyping ; Proceedings CIGR-AgEng2012 Conference, Automation Technology for Off-Road Equipment, pp 55-60, 2012. ISBN: 978-84-615-9654-6

Wunder, E., Kielhorn, A., Klose, R., Thiel, M., Ruckelshausen, A.: GIS- and sensor-based technologies for individual plant agriculture, Landtechnik 67 (2012), no. 1, pp. 37-41.

Möller,K., Klose,R., Wunder,E., Ruckelshausen,A.: SENSOR BASED SYSTEM TO DETERMINE THE HEIGHT OF CROPS (LIKE WHEAT OR TRITICALE) IN FIELD TRIALS ; Proceedings of the SEAg Conference, Engineering in Agriculture – Diverse Challenges Innovative Solutions, 2011.

Wunder, E., Ruckelshausen, A., Klose, R., Thiel, M., Kielhorn, A: GIS- and sensor-based technologies for individual plant agriculture.Proceedings 69th International Conference Agricultural Engineering ,2011, VDI-Verlag, pp. 493-498, ISSN 0083-5560

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

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

Bosse, Dominik; Kinder, Thomas; Dzinaj, Timur; Ruckelshausen, Arno; Klose, Ralph; ISOBUS-Demonstrator für Forschung und Lehre; Landtechnik 65 (2010), no. 4, pp. 261-263.

Bosse, D., Kinder, T., Dzinaj, T., Klose, R. and Ruckelshausen, A.: ISOBUS Demonstrator and Working Environment forAgricultural Engineering Education, Proceedings ICPA, Denver/USA, 2010.

Ruckelshausen, A., Busemeyer,L., Klose, R., Linz, A., Moeller, K., Thiel, M., Alheit, K., Rahe, F., Trautz, D., Weiss, U.: Sensor and system technology for individual plant crop scouting, Proceedings ICPA, Denver/USA, 2010.
Klose, R., Möller, K., Vielstädte,C., Ruckelshausen, A.: Modular System Architecture for Individual Plant Phenotyping with an Autonomous Field Robot, Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Control & Guidance, March 9-11,2010, pp. 299-307.

Ruckelshausen, A., Biber, P., Dorna, M., Gremmes, H., Klose, R., Linz, A., Rahe, F., Resch, R., Thiel, M., Trautz, D. and Weiss, U.; BoniRob – an autonomous field robot platform for individual plant phenotyping, Proceedings of the 7th European Conference on Precision Agriculture, Wageningen Academic Publishers, 2009, pp. 841-847.

Klose,R., Penlington, J., Ruckelshausen, A.: Usability study of 3D Time-of-Flight cameras for automatic plant phenotyping” Proceedings “ CIGR-Workshop Image Analysis for Agricultural Products and Processes”, ISSN 0947-7314, pp. 93-17, 2009.

Klose,R., Klever,J., Markus,H., Meyer,O., Niehaus,W., Rahenbrock,A., Schwamm,V., Urra Saco,M., Wegner,K.-U.: Maizerati – conception & realisation of a multi-purpose autonomous field robot, Proceedings of th 4th Field Robot Event 2006, Stuttgart-Hohenheim, June 23 & 24, ISBN 978-90-8585-480-7, Farm Technology Group Wageningen/The Netherlands, 2009.

Ruckelshausen,A, Klose,R., Linz,A., Gebben, M., Brinkmann, S.: Intelligente Sensorsysteme für autonome Feldroboter, Bornimer Agrartechnische Berichte, Heft 62, 2008, S. 67-75.

Klose,R., Ruckelshausen, A., Thiel, M., Marquering, J.: Weedy – a Sensor Fusion Based Autonomous Field Robot for Selective Weed Control, 66th International Conference Agricultural Engineering/ AgEng 2008, Stuttgart-Hohenheim, VDI-Verlag, Conference Proceedings, pp. 167-172.

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

Klose, R., Linz, A., Ruckelshausen, A.: "Robotic Platform for Remote Control and Teleservice in Agicultural Environments"; Proceedings of CIGR EurAgEng/VDI-MEG, 2006.

Ruckelshausen,A , Klose,R , Linz,A , Marquering,J , Thiel,M , Tölke,S.: Autonomous robots for weed control [Autonome Roboter zur Unkrautbekämpfung], 2006, Journal of Plant Diseases and Proctectio, Supplement, (20), pp. 173-180.

“Field robot optoMAIZER: Development of a mechatronic system based on sensor fusion, a real time operating system and WLAN” Klose, R., Meier, M., Linz, A., Ruckelshausen, A.: Proceedings of th 3rd Field Robot Event 2005, Wageningen, June 16 & 17, November 2005.

Klose, R., Meier, M., Linz, A., Ruckelshausen, A.: Reihenführung autonomer Roboter mit der Low-Cost-Kamera CMUCam, Bornimer Agrartechnische Berichte, Heft 40, 2005, S.131-137.

Klose, R., Meier, M., Linz, A., Ruckelshausen, A.: Field robot optoMAIZER: Development of a mechatronic system based on sensor fusion, a real time operating system and WLAN, Tagungsband zum Workshop Precision Farming, 18.10.2005 University Hohenheim/Germany.

Diekmann, F., Fleischhacker, J., Henkel, J., Klose, R., König, T., Meier, M., Mocci, N., Mühling, A., Negd, D., Nolte, T., Nord, E., Schotmann, M., Schulz, J.: Field Robot Eye Maize, Proceedings of the 2nd Field Robot Event 2004, Wageningen, June 17 & 18, June 2004, pp. 61-72.