

Analyse von Pflanzenwachstum auf Basis von 3D-Punktwolken

Masterarbeit
zur Erlangung des Grades *Master of Science*

an der
Hochschule Niederrhein
Fachbereich Elektrotechnik und Informatik
Studiengang *Informatik*

vorgelegt von
Jakob Görner
1003660

Datum: 2. November 2021

Prüfer: Prof. Dr. Regina Pohle-Fröhlich
Zweitprüfer: Prof. Dr. Christoph Dalitz

Eidesstattliche Erklärung

Name: Jakob Görner

Matrikelnr.: 1003660

Titel: Analyse von Pflanzenwachstum auf Basis von 3D-Punktwolken

Ich versichere durch meine Unterschrift, dass die vorliegende Arbeit ausschließlich von mir verfasst wurde. Es wurden keine anderen als die von mir angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt.

Die Arbeit besteht aus 38 Seiten.

Mönchengladbach, 2. November 2021

Unterschrift

Zusammenfassung

In dieser Arbeit soll eine Anwendung zum Analysieren von Pflanzen-Wachstum und weiteren Merkmalen des Wachstumsprozesses einer Pflanze erstellt werden. Es soll aus einer Reihe Bilder einer Pflanze, die mit einer gängigen Smartphone-Kamera aufgenommen sind, eine Punktwolke erzeugt werden. Aus der Punktwolke sollen die Punkte die zur Pflanze gehören extrahiert werden. Die extrahierten Punkte werden zur weiteren Analyse in Stamm- und Blatt-Punkte segmentiert. Des weiteren sollen Werte, wie das Wachstum der Pflanze, ermittelt werden. Hierzu müssen mehrere Punktwolken über Zeit miteinander verglichen werden. Die Anwendung soll mit möglichst wenig Bildern auskommen um den Datentransfer zu minimieren.

Abstract

Development of an application made to analyse plant growth over time and further characteristics of a plant represented as a point cloud. The point cloud should be generated out of a set of images of the plant, taken with a common smartphone. The point cloud should be splitted in leave and stem points to count leaves and analyse the stem further. Also other characteristics as the hight should be analysed. For this reason multiple point clouds has to be compared over time. The application should use as few pictures as possible to reduce the amount of transferred data.

Inhaltsverzeichnis

1 Motivation	3
2 Stand der Technik	4
2.1 Generierung einer 3D Punktwolke aus Bildern	4
2.2 Segmentierung von 3D-Punktwolken	8
2.3 Registrierung von 3D-Punktwolken	11
3 Realisierung	14
3.1 Architektur	15
3.2 Umsetzung Generierung einer 3D Punktwolke aus Bildern	15
3.3 Umsetzung Registrierung zweier Punktwolken	16
3.4 Umsetzung Segmentierung	17
3.5 Umsetzung Server	18
3.6 Umsetzung Pipelines	20
4 Ergebnisse	23
4.1 Vergleich von Verfahren zur Generierung von 3D-Punktwolken auf Basis von Bildern	23
4.2 Vergleich von Verfahren zur Registrierung 3D-Punktwolken	26
4.3 Vergleich von Verfahren zur Segmentierung von Pflanzen auf 3D-Punktwolken	27
5 Fazit und Ausblick	33
Literatur	36

1 Motivation

Diese Arbeit wird im Rahmen eines Projekts mit den Universitäten Makerere University (Kampala, Uganda) und Central University of Technology (Bloemfontein, South Africa) durchgeführt. Im Rahmen dieser Arbeit soll eine Anwendung entstehen, die in den beiden Ländern für Kleinbauern zum Einsatz kommen soll. Die Anwendung soll mit nichtinvasiven Methoden zur Unterstützung bei der selektiven Züchtung eingesetzt werden, um Erträge und somit auch Gewinnmargen zu erhöhen und damit zur Ernährungssicherheit beizutragen. Dies ist nötig, da es im Rahmen der derzeitigen Klimaveränderungen zu höheren Ernteausfällen durch Dürren kommt [1], die durch reinen Einsatz von indigenem Wissen nicht zu kompensieren sind.

Um diesem Ziel näher zu kommen soll in dieser Arbeit eine Software entwickelt werden, die es erlaubt Daten über den Wachstums-Prozess von Pflanzen zu sammeln. Diese soll als Grundlage für weiter Analysen wie das frühe Erkennen von Krankheitsbildern, Ertragsschätzungen oder Erkennen unzureichender Wachstumsraten der Pflanzen dienen.

Ziel ist es also eine Software zu schaffen, die es ermöglicht aus Bildern von Pflanzen 3D Punktwolken (Punktwolken) zu generieren und diese zu analysieren. Es soll mit der zu entwickelnden Anwendung möglich sein, Aussagen über das Wachstum über Zeit, die Entwicklung der Blätter und der Stämme zu treffen. Mit diesen Daten sind Analysen möglich, die auf das Wachstum einer Pflanze unter bestimmten Bedingungen schließen lassen. Hierbei gibt es besondere Anforderungen an den Prozess der Datengewinnung und Übertragung. Zum einen muss der Betrieb kostengünstig sein - das betrifft insbesondere den Endverbraucher. Der Endverbraucher sollte möglichst wenig Datenmengen an den Server, der die Rechenkapazität bereit stellt übertragen müssen. Das soll die Kosten auf Seiten der Kleinbauern gering halten. Des Weiteren muss die Datengewinnung mit einem Mobiltelefon oder einer anderen Kamera möglich sein. Spezielle Aufnahmegeräte, wie ein LIDAR-Scanner, die den Kleinbauern nicht schon zur Verfügung stehen sollen nicht nötig sein.

2 Stand der Technik

Drei Kernprobleme müssen betrachtet werden, die für den Erfolg diese Arbeit gelöst werden müssen. Zuerst muss aus einer Menge an Bildern eine Punktwolke generiert werden. Danach muss die Punktwolke segmentiert werden um den Hintergrund zu entfernen und die einzelnen Teile der Pflanze wie Blätter und Stiele zu erkennen und weiter zu analysieren. Zuletzt müssen zwei Punktwolken einer Pflanze zu verschiedenen Zeitpunkten miteinander registriert werden um Aussagen über das Wachstum einer Pflanze treffen zu können.

2.1 Generierung einer 3D Punktwolke aus Bildern

Generell kann man zwischen zwei Methoden der Generierung von Punktwolken unterscheiden, die jeweils verschiedene Verfahren beziehungsweise Techniken anwenden.

Die erste Methode nutzt Hardware wie LIDAR-Scanner [2] um Punktwolken direkt zu erzeugen. Es gibt eine Reihe von Sensoren die das ermöglichen. Da der Großteil der Sensoren aus Kostengründen nicht in Frage kommt, sei hier nur noch der RGB-D-Sensor erwähnt. Dieser liefert neben den Farbwerten für ein Bild auch noch eine Tiefeninformation für jedes Pixel. In einigen Smartphone-Modellen wird bereits ein solcher Sensor verbaut [3]. Ein Nachteil bei RGB-D Sensoren ist aber, dass sie anfällig für Änderungen der Lichtverhältnisse sind, was gerade im Außenbereich häufig vorkommt.

Die andere Methode ist Structure from Motion (SfM), bei der die Punktwolke aus Bildern einer Szene aus verschiedenen Perspektiven generiert wird. Allgemein wird auf den zugrundeliegenden Bildern nach Merkmalen (Feature) gesucht die robust gegen Translation, Rotation, Skalierung und Beleuchtung seien sollten. Generell ist das Ermitteln von geeigneten Features in zwei Teile zu unterteilen, die Feature-Erkennung und die Feature-Beschreibung. Bei der Feature-Erkennung müssen geeignete Punkte im Bild als Kandidaten für Feature-Punkte ermittelt werden. Sind geeignete Kandidaten gewählt worden, müssen diese beschrieben werden, also ein Deskriptor für den Punkt gefunden werden. Hier kann man die bekanntesten Umsetzungen in zwei Bereiche unterteilen. Umsetzungen wie Scale Invariant Feature Transformation (SIFT) [4] und Speeded Up Robust Features (SURF) [5] beschreiben einen Feature-Punkt als einen Vektor, der aus Gradienten-Histogrammen um den Punkt herum gebildet wird. Binary Robust Independent Elementary Features (BRIEF) [6] und FAST and Rotated BRIEF (ORB) [7] nutzen statt dessen einen binären Deskriptor um den Feature-Punkt zu beschreiben. Hierbei werden die Intensitäts-Differenzen bestimmter Punkt-Paare in einem Bereich um den Punkt mit einem Schwellwert verglichen und so der binäre Deskriptor gebildet.

SIFT ist der wohl bekannteste Ansatz und wird häufig als Goldstandard verwendet um Verfahren miteinander zu vergleichen. Es hat allerdings den Nachteil, dass es zu langsam für Echtzeitanwendungen ist. SIFT ermittelt die Kandidaten-Punkte im Kern mittels dem Differenz of Gaussians Verfahren (DoG). DoG besteht aus drei Schritten. Im ersten Schritt wird auf das Bild in verschieden starken Stufen ein Weichzeichner (diskreter Gauß-Filter) angewandt. Damit liegt das Bild mit zunehmend niedrigeren Kontrast vor. Zwischen den einzelnen Kontraststufen wird die Differenz ermittelt. Liegen die Differenzen vor kann nach Extrempunkten in den Differenzen gesucht werden. Hierbei wird

für jedes Pixel im Bild mit seinen direkten Nachbarn und denen in der vorherigen und nachfolgenden Stufe verglichen. Ist das Pixel ein Extrempunkt, wird es als Kandidat gewählt. DoG wird auf mehreren Skalierungen des Bildes angewandt um Skalierungsinvarianz zu erreichen. Im Anschluss werden die Kandidaten gefiltert. Kandidaten, die einen niedrigen Intensitätswert haben oder eine Kante darstellen, werden hierbei ausgeschlossen. Sind die Positionen der Features bekannt, kann der Feature-Vektor f für den Punkt p ermittelt werden. Um den Deskriptor für den Punkt p zu berechnen werden zwei Größen benötigt. Zum einen die Skalierung, in der der Punkt ermittelt wurde - diese ist bereits bekannt - und die Orientierung des Punktes. Um diese zu bestimmen werden in einem Bereich um den Punkt p die Gradienten berechnet und in ein Histogramm abgetragen. Der Histogramm-Eintrag mit dem größten Wert entscheidet die Orientierung des Punktes. Sind Skalierung und Orientierung bekannt, wird ein Bereich auf Basis der beiden gewählt und in einen 16×16 großen Bereich skaliert. Dieser Bereich wird in 16 gleichgroße Bereiche unterteilt, für die jeweils ein Histogramm gebildet wird. Die Einträge beschreiben in 8 diskreten Stufen die Orientierung der Punkte im jeweiligen Bereich. Die einzelnen Punkte tragen die Stärke des Gradienten im jeweiligen Bin des Histogramms. Diese Histogramme bilden den Feature-Vektor f , der für den Vergleich genutzt wird.

SURF ist ähnlich aufgebaut wie SIFT, nur wird der genutzte Gauss-Filter, durch Box-Filter die besonders effizient berechnet werden approximiert. Des weiteren wird der Feature-Vektor anders gebildet. Mit beiden Anpassungen wird eine bessere Leistung erreicht. Bei der Approximation des Gauss-Filters wird zuerst das Integral-Bild I_Σ aus den Intensitätswerten des Bildes I berechnet 1.

$$I_\Sigma(x, y) = \sum_{i=0}^{i \leq x} \sum_{j=0}^{j \leq y} I(i, j) \quad (1)$$

Ist I_Σ bekannt, kann die Intensitäts-Summe eines beliebigen rechteckigen Ausschnitts sehr effizient berechnet werden. Hierzu werden nur die Werte aus I_Σ für die Eckpunkte $P_1 - P_4$ eines Ausschnittes D benötigt. Die Fläche für D lässt sich dann mit $f(D)$ effizient berechnen 2.

$$f(D) = I_\Sigma(P1) + I_\Sigma(P4) - I_\Sigma(P2) - I_\Sigma(P3) \quad (2)$$

Um den Gauss-Filter mit Box-Filters zu approximieren, wird die Determinante der Hesse-Matrix genutzt. Um die approximierte Hesse-Matrix für einen Punkt p mit der Skalierung s zu bilden, muss man die zweite Ableitung der Gauss-Funktion nach x , y und xy mit Box-Filters approximieren 3.

$$H_{approx.}(p, s) = \begin{pmatrix} D_{xx}(p, s) & D_{xy}(p, s) \\ D_{xy}(p, s) & D_{yy}(p, s) \end{pmatrix} \quad (3)$$

Die Determinante der Hesse-Matrix kann dann wie in Gleichung 4 berechnet werden, wobei $w \approx 0.9$ ist und den Fehler der Approximation minimieren soll.

$$\det(H_{approx.}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2 \quad (4)$$

Ein Beispiel für die Box-Filter ist in Abbildung 1 zu sehen. Sowohl die verschiedenen Gauss-Stufen, als auch die verschiedenen Skalierungs-Stufen werden durch ein Vergrößern der Filter-Maske erreicht. Der Deskriptor wird in zwei Schritten berechnet. Zu-

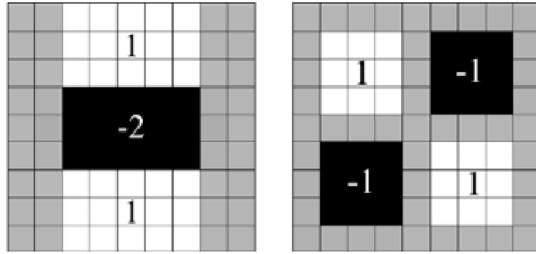


Abbildung 1: Box-Filter für zweite Ableitung nach y (links) und Ableitung nach xy (rechts). [5]

erst wird die Hauptorientierung des Punktes berechnet. Dann wird auf dieser und der Skalierung basierend ein Bereich in dem Bild gewählt und in 16 Bereiche unterteilt. Für jeden der 16 Bereiche wird die Intensität der Punkte in einem 4 Bin großen Histogramm abgetragen, was zu einem Feature-Vektor der Größe 64 führt.

BRIEF lässt die Frage der Wahl der korrespondierenden Punkt-Paare, die für den Intensitäts-Vergleich nötig sind offen, schlägt aber einige vor, wobei die zufällig generierten Paare die besten Ergebnisse liefern. Ist die Wahl der Punkt-Paare abgeschlossen, kann der binäre Deskriptor gebildet werden. Dafür wird für jedes Paar die Differenz der Intensität zwischen den beiden Punkten ermittelt. Liegt die Differenz unter einem Schwellwert, wird die Position für das Paar im binären Deskriptor auf null gesetzt ansonsten auf eins. Vorteil an BRIEF ist, dass es weniger rechenaufwändig ist, verglichen mit SIFT, Nachteil an der Umsetzung ist das sie nicht rotationsinvariant ist.

ORB geht diesen Nachteil an, indem zuerst das Massezentrum des Bildes C 6 und dessen Orientierung θ 7 über die Momente m_{00} , m_{10} und m_{01} 5 berechnet wird. Mit diesen Parametern werden die Koordinaten der Paare umgeformt, um so der Anfälligkeit für Rotationen entgegen zu wirken. Des weiteren liefert ORB eine gelernte Paar-Auswahl von 256 Paaren, die dahingehend optimiert ist, dass die Paare unkorreliert sind und eine hohe Varianz aufweisen.

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y) \quad (5)$$

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (6)$$

$$\theta = \text{atan2}(m_{01}, m_{10}) \quad (7)$$

Wurden die Feature ermittelt, müssen korrespondierende Feature zwischen den Bilder ermittelt werden. Hierzu muss einfach nur die Distanz zwischen den Deskriptoren einzelner Feature verglichen werden. Der korrespondierende Punkt des Feature-Punktes ist der mit der geringsten Distanz. Um falsche Paare zu vermeiden, können Paare unter einem gewissen Schwellwert ausgeschlossen werden und Paare, bei denen der nächstbeste korrespondierende Punkt eine sehr ähnliche Distanz aufweist. Das lässt darauf schließen, dass es sich um einen Feature-Punkt handelt, der sich in einem sich wiederholenden

Muster befindet. Um aus den korrespondierenden Bildpaaren zur Position der Kamera zu kommen, wird die Fundamental-Matrix $F = K1^{-T}EK2^{-1}$ für jedes Bildpaar ermittelt. Ist die Kalibrierung der Kamera bekannt, kann direkt die Essential-Matrix E berechnet werden. F beschreibt die Kamera-Bewegung und Rotation von einem zum anderen Bild und hat den Rang 2. Um F zu ermitteln werden mindestens 8 korrespondierende Feature $(p_{A1}, p_{B1}) \dots (p_{A8}, p_{B8})$ zwischen den Bildern A und B eines Paars benötigt. Hierzu werden mindestens 8 Gleichungen der Form $p_{Ai}^T E p_{Bi} = 0$ gebildet und daraus ein Gleichungssystem der Form $Ax = 0$ erzeugt, wobei x die Unbekannten aus F enthält. Das Gleichungssystem wird mittels Singulärwertzerlegung (SVD) gelöst. Man erhält drei Matrizen U , S und V . U hat die Größe $m \times m$, S die Größe $m \times 9$ und V die Größe 9×9 . S ist eine Diagonal-Matrix deren Einträge die Singulärwerte in absteigender Reihenfolge enthält. Aus der letzten Spalte von V , welche den kleinsten Singulär-Vektor enthält, kann die Approximation \hat{F} von F rekonstruiert werden. Wobei der Vektor der Länge 9 zu einer Matrix der Größe 3×3 umgeformt wird. Da durch Rauschen \hat{F} den Rang 3 haben kann, wird von \hat{F} noch einmal die SVD gebildet und in S das letzte Diagonal-Element explizit auf 0 gesetzt was hier als Matrix \hat{S} beschrieben wird. Damit kann die Approximation von F neu berechnet werden ($\hat{F} = U \hat{S} V^T$) und hat damit Rang 2. Der Unterschied bei der Berechnung der Essential-Matrix ist, dass zum einen bei der Korrektur der Approximation neben dem letzten Eintrag der Diagonal-Elemente, das auf 0 gesetzt wird, die beiden verbleibenden Diagonal-Elemente auf 1 gesetzt werden. Die daraus resultierende Matrix wird im Folgenden mit D bezeichnet. Zum anderen werden die Bildpunkte normiert. Der Bildmittelpunkt bildet dabei den Koordinaten-Ursprung und die Bildpunkte werden im Bereich von -1 bis 1 angegeben. Ist E bekannt, kann die Kamera-Pose, bestehend aus dem Kamera Zentrum c und der Kamera-Rotation R , geschätzt werden. Hier ergeben sich vier mögliche Lösungen, die

in Gleichung 8 zu sehen sind. Wobei $W = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ist.

$$\begin{aligned} C_1 &= U(:, 3), & R_1 &= UWV^T \\ C_2 &= -U(:, 3), & R_2 &= UWV^T \\ C_3 &= U(:, 3), & R_3 &= UW^T V^T \\ C_4 &= -U(:, 3), & R_4 &= UW^T V^T \end{aligned} \tag{8}$$

Um zu überprüfen welche der vier Konfigurationen die richtige ist, kann geprüft werden ob die rekonstruierten 3D-Punkte vor beiden Kameras sind. Es wird die Konfiguration gewählt, bei der am meisten Punkte vor den Kameras sind. Sind nun die ersten beiden Kamera-Posen bekannt, können weitere Kameras mittels Perspektive-n-Points-Algorithmus (PnP) hinzugefügt werden. Hierbei wird anhand der bereits ermittelten 3D-Punkte die Pose einer weiteren Kamera mittels Least-Square-Fit gefunden. Da die Pose der Kamera 6 Freiheitsgrade hat, werden mindesten 6 korrespondierende Punkte benötigt. Wurden alle Kamera-Posen und 3D-Punkte geschätzt, müssen diese noch einmal korrigiert werden. Diesen Schritt nennt man Bundle-Adjustment (BA). Beim BA wird für jede der m Kamera-Posen A mit den Parametern a_j jeder der n 3D-Punkte P_i der von der Kamera aufgenommen wurde zurück auf das Kamera-Bild projiziert und der Abstand des so ermittelten Bild-Punktes zum originalen Bild-Punkt aus der

Feature-Detektion gemessen und minimiert. Das Optimisierungsproblem kann, wie in Gleichung 9 zu sehen, formuliert werden.

$$\min_{a_j, P_i} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_{ij} d(Q(a_j, P_i), x_{ij}) \quad (9)$$

Hierbei gilt $v_{ij} = 1$, wenn der Punkt i von Kamera j erfasst wurde und ansonsten 0. $Q(a_j, P_i)$ ist die geschätzte Projektion des Punktes P_i auf das Bild der Kamera j und $d(x, y)$ ist die Euklidische Distanz.

Einige bekannte Implementationen von SfM sind Colmap [8],[9], Open Drone Map (ODM) [10], OpenCV SfM-Pipeline [11], AliceVision (Meshroom)[12],[13] und OpenMVG [14].

Colmap stellt eine Pipeline bereit, die eine inkrementelle Implementation von SfM anbietet. Initial wird nach korrespondierenden Bildern gesucht und diese dann inkrementell in die Rekonstruktion aufgenommen. Colmap nutzt Root-SIFT als Feature-Detektor. Root-SIFT nutzt im Gegensatz zu normalen SIFT beim Feature-Matching nicht die Euklidische Distanz sondern die Hellinger-Distanz [15].

ODM stellt auch eine Pipeline bereit, die aus den Schritten SfM, Multi View Stereo und Ermitteln von Filterpunkten besteht. Eine Besonderheit bei ODM ist, dass es für jeden 3D-Punkt auch eine Normale liefert.

Es wurden in den letzten Jahren große Fortschritte im Bereich tiefer Neuronaler Netze (Deep-Learning) [16] zur Gewinnung von 3D-Punktwolken, gemacht [17] [18] [19]. Mit diesen Verfahren ist es möglich, aus einer minimalen Datenbasis, die auch nur aus einem Bild bestehen kann, 3D-Punktwolken zu generieren. Nachteil der Verfahren ist, dass auf dem Bild nur ein Objekt ohne Hintergrund abgebildet sein darf, oder dass das zu erkennende Objekt mit einer binären Maske maskiert werden muss. Eine Rekonstruktion von komplexen Szenen ist so nicht oder nur mit sehr hohem Aufwand möglich [20] und wird daher nicht weiter untersucht.

2.2 Segmentierung von 3D-Punktwolken

Unter der Segmentierung von 3D-Punktwolken versteht man, dass jedem Punkt ein Label zu zugewiesen wird, welches Auskunft über eine Eigenschaft des Punktes gibt. Im Falle dieser Arbeit sollen Label wie Stamm, Blatt, Blüte oder Frucht vergeben werden.

Bei der Analyse von Pflanzen in Form von 3D Punktwolken gibt es einige nicht gelernte Lösungen [21] [22], die das Segmentieren von 3D Punktwolken von Pflanzen in Stiele und Blätter behandeln. Diese Ansätze haben aber das Problem, dass sie nur unter bestimmten Bedingungen gute Ergebnisse liefern.

[21] verfolgt den Ansatz, eine Punktwolke in Stamm und Blätter anhand der Hauptkrümmung um jeden Punkt zu segmentieren. Hierbei wird die Hauptkrümmung für einen Punkt so interpretiert, dass der Punkt als Stamm interpretiert wird wenn die Krümmung hoch ist. Es wird also davon ausgegangen, dass die Stämme eine höhere Krümmung aufweisen als die Blätter.

In [22] wird ein Ansatz verfolgt, der sich die zylindrische Form von Stielen zunutze macht, um diese von anderen Teilen der Pflanze, wie den Blättern, zu unterscheiden. Es wird das Modell eines Zylinders in der Punktwolke gesucht und wird dieses gefunden, werden Punkte, die in das Modell fallen, als Stamm klassifiziert.

Insbesondere die hohe Qualität der Punktwolken, die meist mit einem LIDAR-Scanner oder einem vergleichbaren Gerät erzielt wird, kann mit Bild basierten Methoden wie SfM nicht oder nur mit sehr großen Datenmengen und dem damit verbundenen Rechenaufwand erreicht werden. Ein weiteres Problem ist, dass der Hintergrund, also alles was nicht zur Pflanze gehört, manuell entfernt wird, oder der Hintergrund so vorbereitet wird, dass dieser beim erstellen der Punktwolke ignoriert wird und erst auf der freigestellten Pflanze der eigentliche Ansatz ausgeführt wird. Um diese Lösungen dennoch in einer voll automatischen Pipeline nutzen zu können, muss das Freistellen der Pflanzen erst automatisiert werden.

Auch im Bereich Segmentierung wurden große Fortschritte im Bereich Deep-Learning auf 3D-Punktwolken gemacht, die mit einer angelernten Netzarchitektur bestimmte Objekte erkennen und Teile davon segmentieren. Diese Ansätze können auch auf Pflanzen angewandt werden. Dazu müssen Architekturen wie PointNet[23]/PointNet++[24] oder DGCNN [25] auf Punktwolken von Pflanzen trainiert werden, da für diese Klasse von Objekten noch keine Gewichte trainiert wurden.

PointNet ermöglicht Segmentierung durch zwei Schritte. Erst wird ein globaler Feature-Vektor für die Punktwolke ermittelt und dann auf Basis dessen für jeden Punkt ein Feature-Vektor ermittelt. Auf Basis dessen wird das Label bestimmt, dem der Punkt zugeordnet werden soll. Dabei wird jeder der n Punkte der Punktwolke mit einer 3×3 Matrix transformiert, deren Gewichte gelernt sind. Dieses Mininet wird von den Autoren T-Net genannt. Danach wird jeder Punkt nacheinander mittels eines Multi-Layer-Perceptron (MLP) mit zwei Layern, deren Ausgabe-Schicht jeweils die Größe 64 hat, in einen neuen Feature-Raum überführt. Die Gewichte des MLP werden also über alle Punkte geteilt, was auch für die folgenden MLPs gilt. Der Feature-Vektor für einen Punkt besteht aus 64 Elementen. Die Punkte des Feature-Raums werden wieder mit einem T-Net diesmal der Größe 64×64 transformiert. Danach wird wieder ein MLP (drei Layer mit Ausgabeschicht der Größe 64, 128, 1024) angewandt und mittels Max-Pooling der globaler Feature-Vektor der Größe 1024 ermittelt. Dieser Vektor wird mit dem lokalen Feature-Vektor für jeden Punkt kombiniert und die daraus entstehende Matrix der Größe $n \times 1024$ wird mittels zweier MLP-Layer in eine Matrix der Größe $n \times m$ überführt, wobei m die Anzahl der möglichen Label ist. Der erste dieser MLPs hat drei Layer mit den Ausgangs-Schicht-Größen 512, 256 und 128, der Zweite besteht aus zwei Layern der Ausgangs-Schicht-Größe 128 und m . Die Architektur ist in Abbildung 2 dargestellt.

PointNet++ baut auf der Architektur von PointNet auf. Hierbei wird das Problem adressiert, dass PointNet nicht gut mit kleinen Details umgehen kann. Um das zu bewerkstelligen werden kleinere Bereiche mit PointNet untersucht. Hier wird in drei Schritten vorgegangen Sampling, Gruppieren und Feature-Vektor ermitteln. PointNet++ führt also PointNet auf einem kleinen Bereich um gewählte zentrale Punkte aus. Beim Sampling werden diese zentralen Punkte mittels Farthest-Point-Sampling (FPS) ermittelt. FPS er-

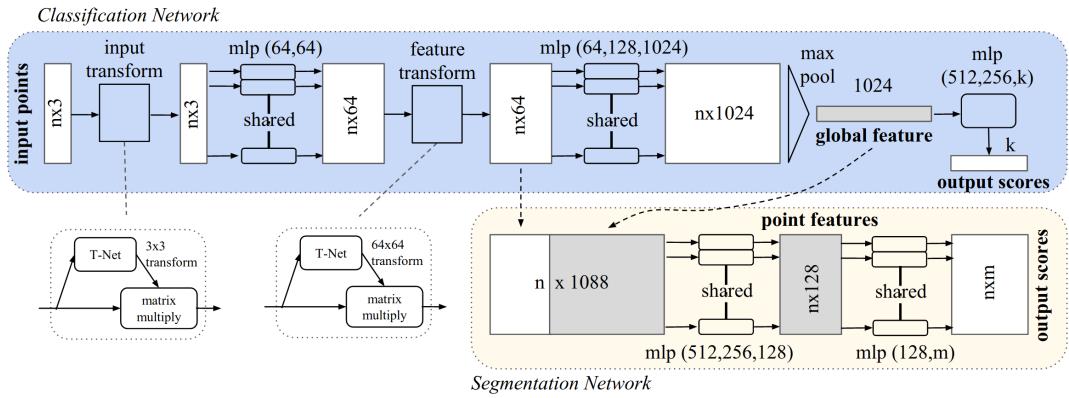


Abbildung 2: PointNet-Architektur [23]

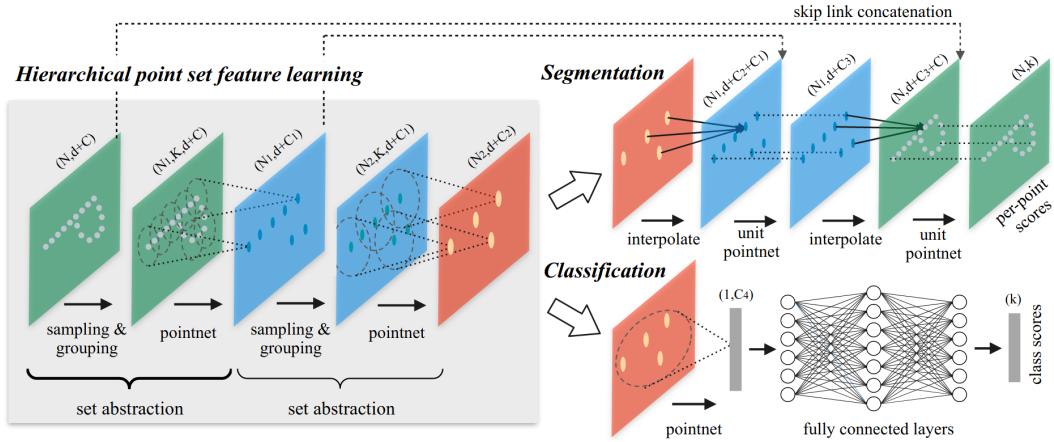


Abbildung 3: PointNet++-Architektur [24]

mittelt aus n Punkten eine Menge Punkte x_1, x_2, \dots, x_k sodass der Punkt x_j der Punkt mit dem weitesten Abstand zu allen Punkten der Menge x_1, x_2, \dots, x_{j-1} ist. Beim Gruppieren werden um die gewählten Punkte alle Punkte in den Bereich aufgenommen, die einen bestimmten Abstand d von dem zentralen Punkt nicht überschreiten. Auf diesen Punkten wird PointNet angewandt. Für jeden zentralen Punkt wird also ein Feature-Vektor ermittelt. Dieser Vorgang kann je nach Model mehrfach mit varierenden Parametern ausgeführt werden. Für die Klassifizierung wird nach dem letzten Layer auf dessen Ergebnis ein letztes mal PointNet angewandt, um den globalen Feature-Vektor zu ermitteln. Bei der Segmentierung wird statt dessen, um jedem einzelnen Punkt ein Label zuzuordnen, der Prozess umgekehrt und mittels Interpolation werden die ermittelten Feature-Vektoren schrittweise auf die originalen Punkte übertragen. Dies geschieht unter Zuhilfenahme der in den vorherigen Schritten ermittelten Feature-Vektoren der zentralen Punkte. Die vereinfacht dargestellte Architektur von PointNet++ ist in Abbildung 3 zu sehen.

DGCNN führt Faltungen auf Nachbarschaftsgrafen der Punktwolke, die mittels kNN gebildet werden aus und ermittelt so für jeden Punkt einen Feature-Vektor. Ähnlich wie bei PointNet wird erst der globale Feature-Vektor der auch zur Klassifizierung genutzt wird berechnet und dann darauf basierend die Feature-Vektoren für die einzelnen Punk-

te. Hauptunterschied zu PointNet ist, dass die Ausgabeschichten vor dem Max-Pooling-Layer aggregiert werden. Da es aber bei Segmentierungs-Aufgaben, laut Angaben der Autoren [25], schlechter abschneidet als PointNet++ wird es für die Segmentierung nicht weiter betrachtet.

2.3 Registrierung von 3D-Punktwolken

Bei der Registrierung von 3D-Punktwolken probiert man eine Transformationen T zu finden, die eine Quell-Punktwolke P_s so transformiert, dass der Abstand $d(P_s, P_t)$ zu einer Ziel-Punktwolke P_t minimiert wird. Das Abstandsmaß $d(P_s, P_t)$ kann verschieden formuliert werden. Eine Möglichkeit besteht darin die Summe über die Abstände eines jeden Punktes in P_s zum nächsten Punkt in P_t zu bilden und dies als Maß $d(P_s, P_t)$ zu nutzen.

Die am weitesten verbreitete Methode zur Registrierung von 3D Punktwolken ist Iterative Closest Points (ICP) [26]. ICP basiert auf dem Ansatz, dass zwei Punktwolken iterativ aneinander angenähert werden, das kann als Optimisierungsproblem 10 formuliert werden.

$$\underset{R,t}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i=1}^N \|Rp_{s_i} + t - p_{t_i}\|^2 \right) \quad (10)$$

Wobei R und t die gesuchte Rotation und Translation sind und p_{t_i} und p_{s_i} korrespondierende Punktpaare aus den beiden zu registrierenden Punktwolken. N ist die Anzahl Punkte in der Quell-Punktwolke. ICP löst dieses Problem indem iterativ zwei Schritte durchgeführt werden. Erst werden die Zuordnungen für jeden Punkt in der Quell-Punktwolke zu einem Punkt in der Ziel-Punktwolke gesucht und danach die Rotation R und Translation t geschätzt, die die zugeordneten Punkte best möglich annähert. Um eine Zuordnung zwischen den Punkten zu erreichen wird für jeden Punkt p_i aus der Quellpunktwolke P_s der Punkt aus der Zielpunktwolke gesucht der p_i am nächsten ist. Im zweiten Schritt wird zuerst für beide Punktwolken das Massezentrum c_s und c_t berechnet. Wobei das Massezentrum c einer Punktwolke P mit n Punkten wie in 11 gezeigt berechnet werden kann.

$$c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p(i) \quad (11)$$

Mit c_s und c_t lässt sich die Kreuzkovarianz-Matrix H 12 der beiden Punktwolken berechnen, auf der die SVD ($\operatorname{svd}(H) = UDV^T$) angewandt wird.

$$H = \sum_{i=1}^n (p_{t_i} - c_t)(p_{s_i} - c_s)^T \quad (12)$$

Sind U und V bekannt, kann damit die Rotation $R = VU^T$ und mit R die Translation $t = c_t - Rc_s$ berechnet werden. Da die Zuordnung im ersten Schritt nicht ideal sein muss wird der Vorgang solange wiederholt, bis es in der Transformation T , bestehend aus R und t , zu keinen größeren Änderungen mehr kommt. Das ist der Fall wenn T also etwa der Einheitsmatrix entspricht.

Ein Problem das ICP hat ist, dass es auch für lokale Minima konvergiert. Das heißtt, dass eine initiale Transformation für P_s so gewählt werden muss, dass der ICP-Durchlauf bei einem globalen Minimum konvergiert. Ansätze wie Go-ICP [27], die mit verschiedenen initialen Transformationen starten, existieren, sind aber sehr rechenaufwändig und damit recht langsam.

Des weiteren ist ICP anfällig für Ausreißer. Für dieses Problem gibt es allerdings existierende Lösungen wie RICP [28]. Hierbei kommt in der Regel RANSAC [29] zum Einsatz um Ausreißer bei der Registrierung auszuschließen. RANSAC basiert auf der Idee, ein Model in einer Punktwolke zu suchen und möglichst viele Punkte zu finden die in das Model passen. Initial werden zufällig so viele Punkte wie nötig gezogen um das Model minimal zu repräsentieren. So werden zum Beispiel für ein Linien-Model zwei zufällige Punkte aus der Punktwolke gezogen. Nun werden die Parameter für das Model mit den gezogenen Punkten ermittelt und alle Punkte, die nahe genug an dem so gebildeten Model sind, mit aufgenommen. Wenn der Anteil der Punkte die in das Model fallen, über einem bestimmten Schwellwert liegen, terminiert der Algorithmus. Ansonsten wird der Vorgang solange wiederholt, bis eine Parametrisierung gefunden wurde, die terminiert oder eine Obergrenze an Iterationen erreicht wurde. Das Ergebnis des Algorithmus ist auf der einen Seite die gefundene Parametrisierung und auf der anderen Seite eine Unterteilung der Punkte in der Punktwolke in Punkte, die in das Model mit gegebener Parametrisierung fallen und in die, die nicht in das Model fallen. Letzteres kann genutzt werden um Punkte bei der Registrierung auszuschließen.

Ein weiteres Problem ist, dass die meisten ICP-Ansätze keine Werte für die Skalierung schätzen. Dies ist aber nötig, da bei SFM keine Information über die reale Ausdehnung eines Objektes ermittelt werden kann. Es gibt einige wenige Ansätze für dieses Problem, die auch eine Schätzung für die Skalierung ermitteln [30]. In [30] wird die Skalierung geschätzt, nachdem die Rotation R bekannt ist, also nach der SVD. Ist R bekannt, können die Vektoren s und t gebildet werden (Siehe Gleichung 13).

$$s_i = p_{s_i} - \bar{p}_s, \quad t_j = p_{t_j} - \bar{p}_t \quad (13)$$

Mittels dieser Vektoren kann die Skalierung *scale* berechnet werden. Die Berechnung ist in Gleichung 14 zu sehen.

$$scale = \sum_{i,j} t_j^T s_i / \sum_i s_i^T S s_i \quad (14)$$

Auch für das Registrierungs-Problem gibt es Lösungen aus dem Deep-Learning-Bereich, aber auch hier gibt es das Problem, dass es nur wenige Ansätze gibt, die mit Skalierung umgehen können [31]. Bekannte Ansätze sind DCP [32], PointNetLK [33] und RPM-Net [34]. Diese Ansätze sollen in dieser Arbeit untersucht werden.

DCP besteht aus drei Teilen. Wobei es sich bei den ersten zwei Teilen um Netze handelt die eine Zurdnung berechnen die der von ICP ähnelt, aber mehrere Zuordnungen für einen Punkt nutzt. Das erste Netz berechnet für jeden Punkt einen Feature-Vektor. Hier wurde von den Autoren PointNet und DGCNN untersucht, wobei DGCNN die

besseren Ergebnisse liefert. Das zweite Netz codiert den Feature-Vektor mittels eines Transformer-Modells weiter. Transformer-Modelle wurden ursprünglich entwickelt um kontextuelle Information von Sätzen zu kodieren und dekodieren um so Aufgaben wie Übersetzung von Sprachen zu ermöglichen. Dieses Prinzip wird hier auf die Registrierung übertragen, wobei hier eine Zuordnung zwischen den beiden Punktwolken gesucht wird. Bei der so gefundenen Zuordnung handelt es sich um eine weiche Zuordnung. Das heißt ein Punkt in der Quell-Punktwolke kann nicht nur einem sondern mehreren Punkten in der Ziel-Punktwolke zugordnet werden. Das letzte Netz schätzt auf Basis dieser Zuordnung wie bei ICP mittels SVD Rotation und Translation, die für die Registrierung nötig sind. Auch hier wird der Prozess bis zur Konvergenz des Registrierungs-Ergebniss wiederholt.

PointNetLK basiert auf der Idee von PointNet und dem LK-Algorithmus [38] der zur Registrierung von Bildern entwickelt wurde und mit dem sich der optische Fluss von einem zum anderen Bild beschreiben lässt. Hierbei wird PointNet für die Ziel und Quell-Wolke ausgeführt und die Distanz zwischen den globalen Feature-Vektoren minimiert und dabei eine Transformation G gefunden die den Abstand zwischen Ziel- und Quell-Punktwolke minimiert. Der Vorgang wird wiederholt, bis die Distanz der Feature-Vektoren unter einem gewissen Schwellwert liegt, bzw die Transformation G der Einheitsmatrix ähnelt. Über die Iterationen müssen sich die berechneten Transformationen gemerkt und zum Schluss miteinander multipliziert werden um die finale Transformation zu finden, die die beiden Punktwolken miteinander registriert.

RPM-Net baut auf RPM [39] auf. RPM hat zu ICP den Unterschied das zwischen den Punkten beider Punktwolken auch die Zuordnung der Punkte mit in das Optimisierungsproblem einfließt. Damit wird das Optimierungs-Problem 10 umformuliert zu 15.

$$\underset{M,R,t}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K m_{jk} (\|Rp_{s_i} + t - p_{t_k}\|_2^2 - \alpha) \right) \quad (15)$$

Dabei ist M die Gewichtungsmatrix für die Zuordnungen zwischen den Quell und Zielpunkten und der Parameter α ist dazu da um Korrespondenzen zwischen Paaren auszuschließen. Die Idee dabei ist, das Distanzen unter dem Schwellwert α die Kosten senken. Die Matrix M wird in jeder Iteration wie in 16 initialisiert.

$$m_{ij} = e^{-\beta(\|Rp_{s_i} + t - p_{t_j}\|_2^2 - \alpha)} \quad (16)$$

Dabei ist β ein Parameter der über die Iterationen erhöht wird.

Im Vergleich zu RPM werden die räumlichen Entfernung bei der Berechnung von M durch hybride Feature-Distanzen ersetzt 17.

$$m_{ij} = e^{-\beta(\|\hat{f}_{s_i} - f_{t_j}\|_2^2 - \alpha)} \quad (17)$$

Wobei \hat{f}_{s_i} der hybride Feature-Vektor für den aus der vorherigen Iteration transformierten Punkt p_{s_i} ist und f_{t_j} der Feature-Vektor für den Punkt p_{t_j} . Des weiteren werden die Parameter α und β in jeder Iteration durch ein neuronales Netz geschätzt. β wird dabei nicht wie in RPM immer weiter erhöht, sondern basierend auf der Eingabe geschätzt.

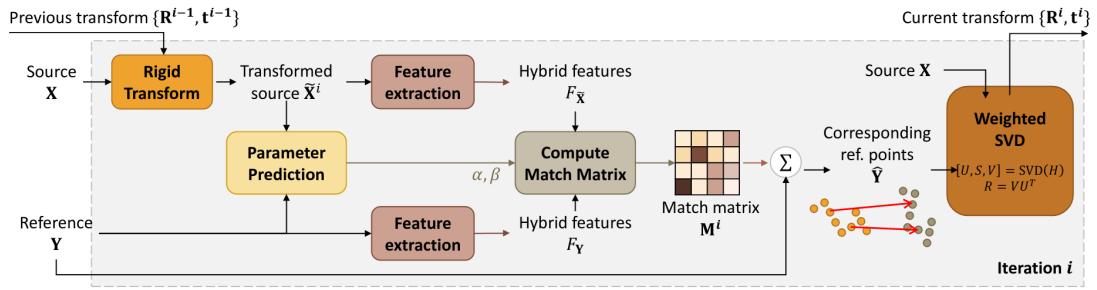


Abbildung 4: RPM-Net-Architektur [34]

Zuletzt wird wie beim ICP die SVD der Punktpaare ermittelt und so die Rotation gefunden, nur fließt beim Bilden der SVD auch das Gewicht der einzelnen Paare mit ein. Die Translation kann so wie bei ICP ermittelt werden.

Details der Architektur sind in Abbildung 4 zu finden.

3 Realisierung

Es müssen vier Teilprobleme berücksichtigt werden. Zu Beginn muss aus einer Reihe Bilder eine Punktwolke generiert werden. Hauptziel hierbei ist es, möglichst wenig Bilder zu benötigen. Trotzdem müssen Aspekte wie die Qualität der Punktwolken berücksichtigt werden. Diese sollten die aufgenommene Szenen klar darstellen und wenig Rauschen und andere Störungen enthalten.

Ein zweites Problem ist die Registrierung zweier Punktwolken einer Pflanze zu verschiedenen Zeitpunkten um diese vergleichen zu können. Hierbei gilt es, die ideale Transformation T , bestehend aus Rotation, Skalierung und Translation zu finden, um die beiden Punktwolken so realitätsnah wie möglich aneinander aus zu richten. Es werden drei Ansätze überprüft, dieses Problem zu lösen. Der erste Ansatz basiert auf der Idee, beim Beginn einer neuen Zeitserie zur Analyse eines Wachstumsprozesses, eine Punktwolke des Hintergrunds zu erstellen und die Punktwolken der einzelnen Zeitpunkte mit diesem Hintergrund zu registrieren. So wird ein Verhältnis geschaffen, das dem der Realität entspricht. Wird für einen beliebigen Zeitpunkt noch die totale Größe der Pflanze angegeben, kann aus den Verhältnissen die totale Größe aller Zeitpunkte berechnet werden. Der zweite Ansatz soll untersuchen, ob DCP so angepasst werden kann, dass statt Rotation und Translation separat, die komplette Transformations-Matrix mit Skalierung geschätzt werden kann. In einem letzten Ansatz soll die Skalierung durch iteratives Anwenden verschiedener Skalierungen gefunden werden, mit einer anschließenden Registrierung ohne Schätzung der Skalierung.

Das dritte Problem ist die Segmentierung der Punktwolke in Stamm, Blätter und Hintergrund. Hier gibt es viele Ansätze, dieses Problem zu lösen. Allerdings ist es schwer, eine allgemein gültige Lösung zu finden. Ziel ist es daher eine Lösung zu finden die auf möglichst vielen Varianten von Pflanzen funktioniert. Das Problem der Segmentierung ist essentiell für die weitere Analyse einer Zeitserie. Ohne die Information welche Punkte zu Stamm und Blättern gehören kann nicht auf die Entwicklung von Blättern und Stielen geschlossen werden.

Zuletzt müssen die Implementationen der Probleme in geeigneten Pipelines zusammengefasst werden und durch einen Server angesteuert werden. Hier muss die Lastverteilung und Datenhaltung beachtet werden.

3.1 Architektur

Die Anwendung soll über eine REST-API angesteuert werden können. Es soll möglich sein, eine neue Messreihe anzulegen. Dazu müssen die Bilder für die initiale Punktwolke auf den Server übertragen werden. Es soll ebenfalls möglich sein, weitere Messpunkte zu einer Messreihe hinzuzufügen. Zu einer Messreihe sollen Auswertungen zur Verfügung gestellt werden. Zu jeder Messreihe soll ein Bearbeitungs-Status abgerufen werden können, da die einzelnen Pipelines asynchron im Hintergrund ausgeführt werden sollen. Die einzelnen Abläufe sind in Abbildung 5 zu sehen.

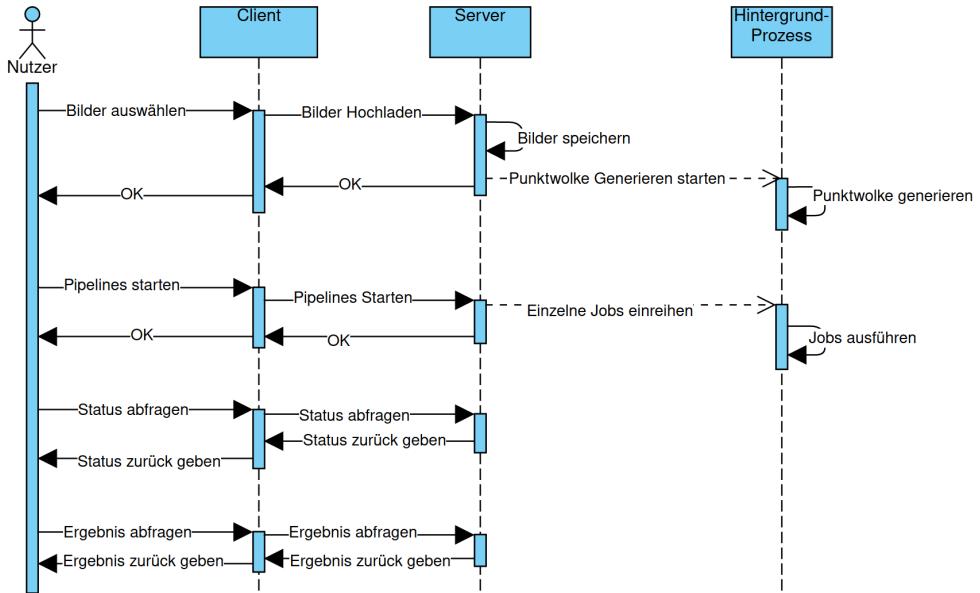


Abbildung 5: Arbeitsabläufe zwischen Nutzer, Client, Server und Hintergrundprozess.

3.2 Umsetzung Generierung einer 3D Punktwolke aus Bildern

Die aus der Analyse der verschiedenen Verfahren (siehe Evaluation) ausgewählte Anwendung ODM wird als Docker bereit gestellt. Um den Docker erfolgreich auszuführen, muss eine Ordner-Struktur bereit gestellt werden. In dieser Ordner-Struktur muss ein Ordner „images“ enthalten sein, der die Bilder des Datensatzes, aus dem eine Punktwolke generiert werden soll, enthält.

Ist das Verzeichnis angelegt, kann der Docker gestartet werden. Hierbei muss allerdings beachtet werden, dass der Docker mit denselben Rechten wie der User ausgeführt wird. Ansonsten werden per Standardeinstellung Root-Rechte genutzt. Das führt dazu, dass auf die erstellten Daten nur noch lesend zugegriffen werden kann, was das Aufräumen erschwert. Nach dem Ausführen des Dockers sollten in jedem Fall alle nicht benötigten Dateien gelöscht werden, da diese je nach Anzahl genutzter Bilder mehrere Gigabyte an Festplattenspeicher belegen.

3.3 Umsetzung Registrierung zweier Punktwolken

Bei der Umsetzung der Registrierung muss die Besonderheit beachtet werden, dass die Skalierungen der Punktwolken nicht bekannt sind und sich unterscheiden. Das heißt die Punktwolken liegen in unterschiedlichen Maßstäben vor. Um ein gutes Verfahren zu finden, was mit dieser Besonderheit umgehen kann, werden mehrere Ansätze verglichen.

In einem ersten Ansatz wird versucht, eine Pipeline zu erstellen, die eine gute initiale Lösung findet ohne den ganzen möglichen Suchraum zu durchsuchen. Die Pipeline sucht zuerst für die Quell- und Ziel-Punktwolke S und T nach der größten Ebene in der Punktwolke und richtet die Punktwolke so aus, dass die gefundene Ebene auf der Ebene liegt, die die x und y Achse bilden. Zudem werden die Punktwolken so skaliert, dass die

begrenzenden Boxen gleich groß sind. Des weiteren werden aus beiden Punktwolken nur eine Teilmenge P_c der Punkte in einem Radius r um den Punkt c , der das Zentrum der Masse der Punktwolken repräsentiert, entnommen. Damit soll Rauschen und unvollständige Fragmente an den Rändern unterdrückt werden und ein Teil des Hintergrunds soll ausgeblendet werden. Aus dieser Teilmenge werden Subsample gezogen um den Rechenaufwand zu minimieren. In diesem Zustand haben Quell- und Ziel-Punktwolke eine gute initiale Transformation. Für die zu registrierende Punktwolke wird zunächst mittels SIFT 3D [40] eine Verbesserung der initialen Transformation gesucht. Danach wird ein ICP-Durchlauf gestartet, der auch die Skalierung der Ziel-Punktwolke schätzt. Um das Ergebnis nach der Schätzung der Skalierung weiter zu verbessern, wird erneut ein ICP-Durchlauf gestartet - diesmal ohne Schätzung der Skalierung.

Ein weiterer Ansatz ist es, DCP so abzuwandeln, dass statt Translations-Vektor und Rotations-Matrix direkt die ganze Transformations-Matrix geschätzt wird. Dazu muss der SVD-Head so angepasst werden, dass statt einer 3×3 Rotations-Matrix R und dem Translations-Vektor \vec{t} die Transformations-Matrix T zurück geliefert wird. Um das zu erreichen muss die Eingabe der Größe $N \times 3$ auf eine Eingabe der Größe $N \times 4$ erweitert werden. Hier kann die Eingabe um einen Vektor mit Einsen erweitert werden. Das führt dazu das die SVD von H im SVD-Head nun eine 4×4 Matrix ist. Wir nehmen an, dass die SVD H als Transformations-Matrix interpretiert werden kann.

In einem letzten Ansatz wird die Skalierung geschätzt, indem ein vorgegebener Bereich an Werten für die Skalierung in einer vorgegebenen Schrittgröße s durchsucht wird. Wieder werden Quell- und Ziel-Punktwolke an der XY-Ebene ausgerichtet und eine Teilmenge P_c um das Zentrum c entnommen, wie im ersten Ansatz. Auch werden wieder Subsample gezogen. In jedem Skalierungs-Schritt wird die Punktwolke mit der aktuellen Skalierung skaliert und danach mit einem Registrierungs-Verfahren registriert. Um die Ergebnisse der einzelnen Registrierungen zu messen, wird der Abstand zwischen der transformierten Quell-Punktwolke und der Ziel-Punktwolke berechnet. Der Abstand $d(S, T)$ wird so berechnet, dass für jeden Punkt p aus der Punktwolke T der Abstand zum nächsten Punkt in der Punktwolke S berechnet wird.

Man könnte auch den Abstand von allen Punkten in S messen, aber das kann zu Problemen bei kleinen Skalierungen führen, da im Extremfall einer sehr kleinen Punktwolke S alle Punkte in S nahezu keinen Abstand mehr zueinander haben. Man könnte S also auch durch einen Punkt p_S abstrahieren. Bei der Registrierung muss S nur sehr nah an einem Punkt p_T in T sein, sodass gilt $p_T \approx p_S$ und der Abstand zwischen S und T geht gegen 0. Dadurch werden sehr kleine Skalierungen durch dieses Maß bevorzugt. Nimmt man statt aller Punkte in S alle Punkte in T , wird der Fehler in diesem Fall größer als 0 sein, es sei denn T ist auch sehr klein.

Mit diesem Maß kann man nun die Güte der einzelnen Skalierungs-Iterationen bewerten und die beste Skalierung mit zugehöriger Transformation für Rotation und Translation finden. Da die Wahl des Registrierungs-Verfahrens offen bleibt wurden hier mehrere Verfahren miteinander verglichen. Es wurden neben zwei ICP-Implementationen DCP, PointNetLK und RPM-Net miteinander verglichen.

3.4 Umsetzung Segmentierung

Zur Segmentierung der Pflanzen-Punktwolke in Stamm und Blätter wurde ein Ansatz verfolgt, der an den in [21] angelehnt ist. In [21] wird mittels der Hauptkrümmung eines Punktes ermittelt, ob es sich bei dem Punkt um ein Blatt oder einen Stiel handelt. Hierbei wird eine einfache Entscheidungsregel $f(x)$ mittels eines Schwellwerts T_k genutzt: Ist die Stärke der Krümmung $k(x)$ des Punktes höher als der Schwellwert, handelt es sich um einen Stiel, da diese eine größere Krümmung haben als Blätter. Die Schwierigkeit besteht darin einen guten Schwellwert und eine gute Kennzahl für die Stärke der Krümmung zu finden.

Die Hauptkrümmung eines Punktes p_i kann über die Normalen des Punktes und der k nächsten Nachbarpunkte P_i berechnet werden.

$$\vec{m}_j = (I - \vec{n}_i \otimes \vec{n}_i) \cdot \vec{n}_j \quad (18)$$

Aus den Abbildungen \vec{m}_j (siehe Gleichung 18) für alle P_i kann die Kovarianzmatrix C_i berechnet werden, wie in Gleichung 19 zu sehen ist.

$$C_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\vec{m}_j - \vec{m}) \otimes (\vec{m}_j - \vec{m}) \quad (19)$$

Die Hauptkrümmung kann aus den Eigenwerten $0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$ von C_i bestimmt werden. λ_3 ist die stärkste Krümmung und λ_2 die schwächste Krümmung.

In 20 sind einige der untersuchten Ansätze für eine Funktion $k(p_i)$ zu finden.

$$\begin{aligned} k_1(p_i) &= \lambda_3 \\ k_2(p_i) &= \lambda_2 \\ k_3(p_i) &= (\lambda_3 + \lambda_2)/2 \end{aligned} \quad (20)$$

Je höher der Wert der Funktion $k(p_i)$ aus den Gleichungen in 20 ist, desto wahrscheinlicher gehört ein Punkt zum Stiel einer Pflanze. Die Entscheidungsregel dafür zeigt Gleichung 21. Ein guter Wert für den Schwellwert T_k muss in Experimenten für die Funktionen k_1 , k_2 und k_3 gefunden werden. Diese Experimente haben gezeigt, dass k_1 die besten Ergebnisse liefert.

$$f(p_i) = \begin{cases} 1 & k(p_i) \geq T_k \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (21)$$

In einem weiteren Ansatz wurde eine Implementierung von PointNet auf einem Datensatz von Pflanzen-Punktwolken trainiert um so einen geeigneten Classifier zu trainieren. Der Classifier soll für jeden Punkt einer Punktwolke, bestehend aus Position und Normalen, eine Schätzung liefern, was der Punkt repräsentiert. Mögliche Repräsentationen können Stamm, Blatt oder Hintergrund sein. Weitere denkbare Repräsentationen können die Früchte und Blüten der Pflanzen sein. Wird die Farbe der Punktwolke mit

einbezogen, können auch Krankheitsbilder, wie vertrocknende Blätter, in die Repräsentation eingeschlossen werden. Da die Ergebnisse mit PointNet Probleme im Erkennen einzelner Blätter zeigen wird eine verbesserte Version PointNet++ auf dem Datensatz trainiert. Diese wurde mit und ohne Normalen, mit 2 Labeln ohne Hintergrund und mit 3 Labeln mit Hintergrund trainiert.

Nach der Segmentierung wird das Ergebnis noch einmal überarbeitet. Für jeden Punkt p_i werden die Schätzungen N_i der k ($k = 10$) nächsten Nachbarn bestimmt und aus deren Repräsentations-Schätzungen ein Histogramm H_i erzeugt. Die Schätzung mit dem höchsten Histogramm-Wert wird als neue Schätzung s_i für den Punkt p_i genutzt. Die Berechnungs-Vorschrift ist in Gleichungen in 22 zu finden. Dieser Vorgang wird für alle Punkte solange wiederholt, bis es bei den Punkten zu keinen Änderungen mehr kommt oder eine maximale Iterations-Obergrenze erreicht wird.

$$\begin{aligned} L &= \{0, 1, 2\} \\ w(x) &= \begin{cases} 0,5 & x = 2 \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \\ H_i(x) &= \sum_{j=0}^k (w(x)|N_{ij} = x) \\ x &\in L \\ s_i &= \operatorname{argmax}_x(H_i(x)) \end{aligned} \tag{22}$$

3.5 Umsetzung Server

Der Server ist mit dem Python-Framework Flask erstellt. Flask bietet eine schlanke API um REST-Endpunkte zu erstellen und Daten vom Client anzunehmen.

Ein Hintergrund-Prozess führt die einzelnen Jobs aus und sorgt für den Lastausgleich. Die Anfragen an den Server werden asynchron verarbeitet. Jede Anfrage wird in die Job-Queue eingeordnet. Diese wird vom Hintergrund-Prozess abgearbeitet. Einzige Ausnahme bildet hier das Speichern der Bilder. Die Bilder müssen synchron zum Request auf der Platte persistiert werden, da Flask die Datei-Streams nach dem Lebenszyklus eines Requests schließt.

Beim Start des Servers wird neben dem Starten des Hintergrund-Prozesses auch der aktuelle Stand der Datenhaltung eingelesen und der Status des Servers aufgebaut. Bei der Datenhaltung wurde auf eine Datenbank verzichtet, da die Anwendung datenhaltungstechnisch simpel ist und die meisten Daten als BLOB [41] vorliegen und daher nicht ideal für ein relationales Datenbank-Modell sind. Die Daten werden direkt auf der Festplatte des Host-Systems abgelegt, wobei die Ergebnisse als JSON-Datei abgelegt werden. Des weiteren werden zwei Instanzen von PointNet++ gestartet, eine für die Segmentierung des Hintergrundes und eine für die Segmentierung der Pflanze.

Der Server bietet folgende Schnittstellen die den Betrieb der Anwendung ermöglichen:

GET /listings/{Messreihe}

Holt zu einer Messreihe den aktuellen Status ab. Der Status der Messreihe setzt sich aus den einzelnen Pipeline-Status zusammen.

PUT /results/{Messreihe}/{Zeitstempel}

Holt zu einem Zeitpunkt einer Messreihe die ermittelten Werte, wie Anzahl Blätter oder Volumen, ab.

```
{  
    "LeaveCount": 7,  
    "Height": 0.276259834557858,  
    "Volume": 0.025656320729475497,  
    "GrothSinceLastSnapshot": 1.1,  
    "BackgroundRegistration": {  
        "Transformation": [  
            [0.9995419979095459, 0.0299260001629591, -0.00  
             4519070032984018, -0.030479200184345245],  
            [-0.029895899817347527, 0.9995309710502625, 0.  
             0065834098495543, 0.025272000581026077],  
            [0.004713969770818949, -0.006445290055125952,  
             0.9999679923057556, 0.0013244400033727288],  
            [0.0, 0.0, 0.0, 1.0]  
        ],  
        "Scale": 1.3  
    }  
}
```

Listing 1: Beispiel Ergebnisse eines Zeitstempels

POST /data/{Messreihe}/{Zeitstempel}

Fügt neue Datensätze hinzu. Es muss eine Sammlung von Bildern einer Pflanze mit geliefert werden. Wird der Endpunkt angesprochen werden die Bilder gespeichert und die Pipeline zum generieren der Punktwolke in der Job-Queue hinzugefügt. Wird als Zeitstempel „background“ angegeben wird dieser Datensatz als Hintergrund für die derzeitige Messreihe interpretiert.

PUT /data/{Messreihe}/{Zeitstempel}

Startet Pipelines für einen Zeitstempel einer Messreihe. Hierzu wird im Payload des Request an den Server eine JSON-Datei übermittelt, welche eine Liste der Pipelines enthält (Beispiel siehe Listing 2). Die spezifizierten Pipelines werden, in der angegebene Reihenfolge, der Job-Queue hinzugefügt.

```
{  
    "jobs" : [  
        {  
            "jobName" : "SegmentBackground",  
            "jobParameter" : {}  
        }  
    ]  
}
```

Listing 2: Beispiel Payload zum starten einer Pipeline

Folgende Pipelines stehen zur Verfügung:

- Punkwolke generieren
- Überführung In Shapnet-Format
- Entfernung des Hintergrundes
- Segmentierung Pflanze
- Blatt/Stamm Trennung
- Blätter zählen
- Überführen in Registrierungs-Format
- Hintergrund-Registrierung
- Größen berechnen

3.6 Umsetzung Pipelines

Punkwolke generieren

Die Punktwolke wird auf Basis der hochgeladenen Bilder zu einem Zeitstempel generiert. Beim Anlegen eines neuen Zeitstempels wird die Pipeline automatisch gestartet, kann aber auch manuell neu gestartet werden, sollte es während der Generierung zu einem Server-Ausfall kommen.

In Shapnet-Format überführen

Diese Pipeline überführt die Punktwolke in das Shapenet-Format. Die Punktwolke muss in diesem Format vorliegen um beide Segmentierungs-Pipelines nutzen zu können. Bevor die Punktwolke in das Shapenet-Format überführt wird, können zwei optionale Schritte durchgeführt werden. Bei der Hintegrund-Segmentierung wird die Punktwolke mittels der größten in der Punktwolke zu findenden Ebene an der XY-Ebene ausgerichtet. Bei der Pflanzen-Segmentierung werden alle als Hintergrund gelabelten Punkte entfernt. Danach beginnt die eigentliche Überführung in das Shapenet-Format. Zuerst wird die Punktwolke so verschoben, dass die Bounding-Box im Koordinaten-Ursprung beginnt und sich auf den positiven Bereich der Achsen erstreckt. Danach wird die Punktwolke in der Form normiert, dass sich alle Punkte der Punktwolke zwischen den Punkten $(0, 0, 0)$ und $(1, 1, 1)$ befinden. Zuletzt werden $n = 16384$ Punkte aus der Punktwolke zufällig gezogen, wobei die Punkte nicht zurück gelegt werden.

Entfernung des Hintergrundes

Die im Shapenet-Format vorliegende Punktwolke wird mit der Instanz von PointNet++ für die Hintegrund-Segmentierung segmentiert. Das Ergebnis wird im Speicher des Host-Systems abgelegt. Da die Segmentierung etwas verrauscht ist wird das Ergebnis mit einem nächste Nachbarn Vote verbessert. Im Anschluss wird das Ergebnis auf die originale Punktwolke übertragen, da sonst zu wenig Punkte für die Segmenetierung der Pflanze übrig bleiben. Auch der Hintegrund wird entfernt und aus den verbleibenden Punkten, die nun nur noch Pflanzen-Punkte enthalten, wieder eine Punktwolke im

Shapenet-Format erstellt. Um die als Pflanze erkannten Punkte auf die originale Punkt-wolke zu übertragen, wird zu jedem Punkt der als Pflanze erkannt wird, in einem Radius r in der originalen Punkt-wolke nach Punkten gesucht und die gefundenen Punkte in die neue Punkt-wolke, die nur die Punkte der Pflanze enthält, übertragen. Die verbleibenden Punkte in der Original-Punkt-wolke, die nur noch Hintergrund enthalten, werden auch gespeichert, um diese später für die Registrierung zu nutzen.

Segmentierung Pflanze

Auf dem Ergebnis der Hintergrund-Entfernung wird PointNet++ zur Segmentierung der Pflanze gestartet. Auch hier wird das Ergebnis im Speicher des Host-Systems abgelegt. Wieder wird das Segmentierungs-Ergebnis wie bei der Hintergrundentfernung verbessert. Im Falle der Pflanzen-Segmentierung ist dieser Schritt nicht zwangsläufig nötig, da die Ergebnisse gut genug sind.

Blatt/Stamm Trennung

Die Punkt-wolke die die segmentierte Pflanze enthält wird in zwei Punkt-wolken aufgeteilt, wobei die eine Punkt-wolke nur noch Punkte enthält, die Blätter repräsentieren und eine, die nur noch Punkte enthält, die Stiele repräsentieren.

Blätter zählen

Die Punkt-wolke P die die Blätter enthält wird nun mit einer 3D Interpretation des Flood-Fill-Algorithmus untersucht. Hierbei wird ein zufälliger Punkt in der Punkt-wolke gewählt und in die Menge Q aufgenommen. Nun wird solange bis Q keine Punkte mehr enthält ein Punkt p aus Q entnommen und mittels nächster Nachbarn-Suche im Radius r nach weiteren Punkten in der Nähe gesucht. Gefundene Punkte werden in Q aufgenommen, wenn sie nicht in B enthalten sind. Der Punkt p wird danach in die Menge B aufgenommen. Ist Q leer, wird die Menge B aus P entfernt und der Blatt-Zählstand um eins erhöht. Der Vorgang wird so lange wiederholt, bis keine Punkte mehr in P enthalten sind.

In Registrierungs-Format überführen

Zuerst wird die Punkt-wolke wieder anhand der größten Ebene, die in der Punkt-wolke zu finden ist, an der XY-Ebene ausgerichtet. Dabei kann es sich entweder um die Punkt-wolke des Hintergrundes oder der bei der Entfernung des Hintergrundes übrig gebliebene Punkt-wolke eines Zeitstempels handeln. Danach wird um das Zentrum der Punkt-wolke ein Ausschnitt entnommen. Im folgenden wird die Punkt-wolke wie beim Shapenet Format normiert und es werden zufällig $n = 1024$ Punkte aus der Punkt-wolke gezogen.

Hintergrund-Registrierung

Um einen Zeitstempel t einer Messung mit dem Hintergrund der Messreihe zu registrieren, muss sowohl die Punkt-wolke P_t für den Zeitstempel t als auch die Punkt-wolke für den Hintergrund im Registrierungs-Format vorliegen. Ist das gegeben, kann die Registrierung gestartet werden. Hierbei wird ein Skalierungs-Faktor s und eine Transformation T ermittelt. Das Registrierungs-Ergebnis $P_{Registration}$ der Punkt-wolke P_t kann dann mit der Formel $P_{Registration} = (P_t \cdot s) \cdot T$ ermittelt werden. Wobei beachtet werden muss, dass zuerst die Skalierung und dann die Transformation angewandt wird.

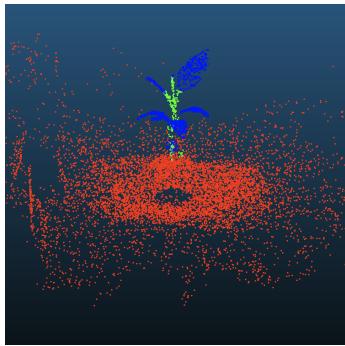


Abbildung 6: Hintegrund-Segmentierung

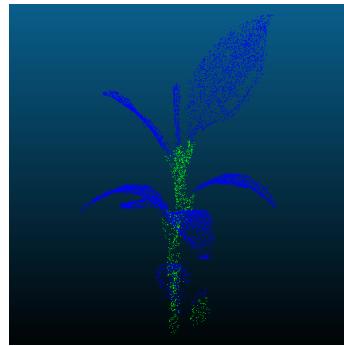


Abbildung 7: Planzen-Segmentierung

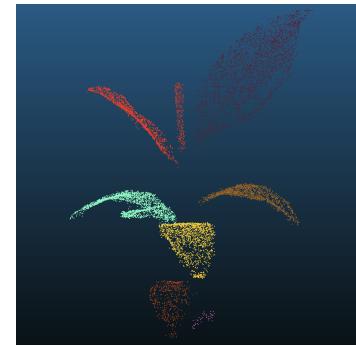


Abbildung 8: Blatt-Segmentierung

Größen berechnen

Ist die Punktfolge P_t zum Zeitstempel t mit dem Hintegrund registriert, können die Größen Höhe und Volumen nun leicht berechnet werden. Die Höhe kann über den höchsten z-Wert der Punkte in P_t ermittelt werden. Um das Volumen zu berechnen, muss für P_t die Länge l , Breite b und Höhe h ermittelt werden (siehe Gleichungen 23 - 25). Das Volumen v lässt sich dann folgendermaßen berechnen: $v = h \cdot b \cdot l$.

$$l = \begin{cases} |minX| + maxX & minX \leq 0 \\ maxX - minX & \text{sonst} \end{cases} \quad (23)$$

$$b = \begin{cases} |minY| + maxY & minY \leq 0 \\ maxY - minY & \text{sonst} \end{cases} \quad (24)$$

$$h = \begin{cases} |minZ| + maxZ & minZ \leq 0 \\ maxZ - minZ & \text{sonst} \end{cases} \quad (25)$$

Ist die Höhe für den vorherigen Zeitstempel $t-1$ auch bekannt, kann das relative Wachstum seit dem letzten Zeitpunkt ermittelt werden. Dieser Schritt kann nicht für den ersten Zeitstempel ausgeführt werden.

4 Ergebnisse

4.1 Vergleich von Verfahren zur Generierung von 3D-Punktwolken auf Basis von Bildern

Um eine geeignete Anwendung zur Generierung von 3D-Punktwolken auszuwählen, muss erst entschieden werden, nach welchen Gütekriterien verschiedene Verfahren betrachtet werden sollen und wie wichtig diese sind. Bei dieser Arbeit ist die nötige Anzahl der Bilder, die zur Generierung einer Punktwolke mit genug Information nötig sind, sowie die Dauer die Punktwolke zu generieren die wichtigsten Kriterien.

Um zu messen wie viele Bilder benötigt werden, um eine Szene gut zu repräsentieren muss ein Goldstandart von der fotografierten Szene als 3D-Punktwolke erstellt werden, mit dem verglichen werden kann. Dieser Goldstandart kann erstellt werden, indem alle Fotografien, einer Pflanze zu einem Zeitpunkt, die zur Verfügung stehen genutzt werden und damit alle Verfahren eine Punktwolke erstellen lassen. Unter den erstellten Punktwolken kann die ausgesucht werden, die die Szene am besten repräsentiert. Das trifft auf die Punktwolke zu die den höchsten Detail-Grad hat und möglichst wenig Fehler, wie fehlende Teile der Szene oder Rauschen enthält. Die gewählte Punktwolke sollte nachbearbeitet werden, um etwaige Fehler wie Rauschen manuell zu entfernen.

Nun kann mit weniger Bildern aus demselben Datensatz ein weitere Punktwolke generiert werden und die Distanz der Punkte der Goldstandart-Punktwolke zum jeweils nächsten Punkt der erstellten Punktwolke gemessen werden. Die Summe dieser Abstände kann als Fehlermaß genutzt werden. Bei der Berechnung der Abstände muss beachtet werden, dass die Punktwolken mit dem Goldstandart registriert sind.

Nach einem manuellen Auswahlverfahren sind ODM und Colmap als geeignete Anwendung zur Generierung von Punktwolken gewählt worden, da diese die einzigen untersuchten Anwendungen sind, die bei wenig Bildern gute Ergebnisse erzielen, die die Szene mit allen wichtigen Details erkennen lassen. Für die manuelle Auswertung wurden auf einer Menge von 25 Bildern die Implementationen ODM, Colmap, OpenCV SfM-Pipeline, Meshroom (nutzt AliceVision) und OpenMVG miteinander verglichen. Die generierten Punktwolken sind in Abbildung 9 zu sehen. Es ist deutlich zu erkennen, dass bis auf Colmap und ODM alle anderen Verfahren schwerwiegende Probleme in der Representation haben. Meshroom hat Probleme, feine Strukturen zu erkennen. OpenMVG generiert zu wenig Punkte und OpenCV hat ein Problem bei der Berechnung der Kamera-Kalibrierung wodurch es zu Fehlern bei der Rekonstruktion kommt.

Zum weiteren Vergleich beider Anwendungen werde aus 73 Bildern sowohl mit Colmap als auch mit ODM eine Punktwolke generiert, da ODM die Szene besser repräsentiert und weniger Rauschen beinhaltet, wurde die mit ODM erstellte Punktwolke als Goldstandart gewählt.

Im Folgenden werden aus Teilmengen der Bilder jeweils für ODM und Colmap Punktwolken generiert. Die Teilmengen bestehen aus 5 bis 70 Bildern, wobei immer 5 Bilder mehr pro Schritt genutzt werden. Bei der Wahl der Bilder pro Schritt wird beachtet, dass die Bilder ähnliche Ausschnitte enthalten, da diese zur Generierung von Punktwolken

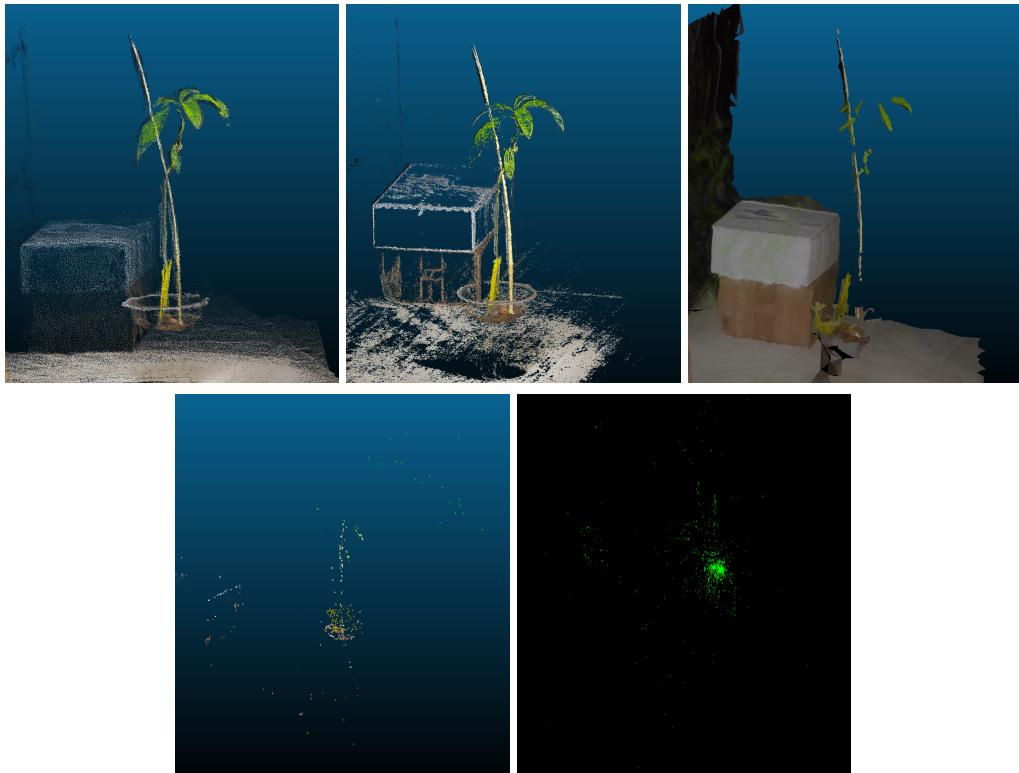


Abbildung 9: Ergebnisse auf Datensatz mit 25 Bildern. Von oben links nach unten rechts: ODM, Colmap, Meshroom, OpenMVG, OpenCV

nötig sind.

In zwei Vergleichen wurden zum einen die durchschnittliche Distanz für jeden Punkt zum nächsten Punkt in der Goldstandard-Punktwolke verglichen und zum anderen die Anzahl generierter Punkte pro Schritt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 10 und 11 zu sehen. Es ist zu erkennen, dass Colmap zwar mehr Punkte generiert als ODM, aber ab einer bestimmten Anzahl Bilder überwiegt das Rauschen in den mit Colmap generierten Punktwolken so stark, dass der Abstand zur Goldstandard-Punktwolke größer als der mit ODM erreichte Abstand wird.

Generell lässt sich in den generierten Punktwolken beobachten, dass Colmap mehr Rauschen enthält als ODM. Exemplarisch zeigen dies Abbildungen 12 und 13. Ein Nachteil von ODM ist, dass um die Kanten herum sehr viele Hintergrundpunkte mit aufgenommen werden, die eine Art Halo um die erkannten Strukturen bilden. Dadurch können feine Strukturen ineinander überfließen. Dies ist auch bei Colmap zu beobachten, allerdings nur in einem kleineren Ausmaß. Bei Colmap hat man zusätzlich das Problem, dass es zu größeren Lücken in erkannten Oberflächen kommt. Beide Probleme sind in Abbildung 14 und 15 zu sehen. Des Weiteren kann es vorkommen, dass Colmap zwei Szenen in den Bildern erkennt, was insbesondere bei Nutzung von vielen Bildern vorkommt (Abbildung 16).

Ein weiterer Punkt bei der Bewertung des Verfahrens zur Generierung von 3D Punktwolken ist die Zeit, die benötigt wird, die Punktwolke zu generieren. Hier dominiert ODM klar. Obwohl mangels der GEO-Position der Bilder, ODM nur in der Lage ist die

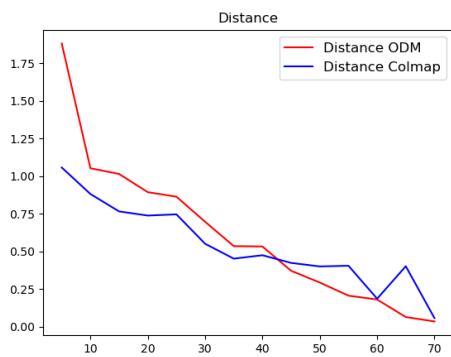


Abbildung 10: Distanz der Punktwolke mit bestimmter Anzahl Bilder zur Goldstandart-Punktwolke.

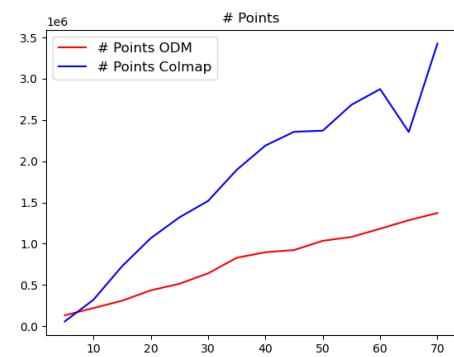


Abbildung 11: Anzahl Punkte die mit einer bestimmten Anzahl Bilder generiert werden kann.



Abbildung 12: ODM mit 40 Bildern - Ansicht von der Seite



Abbildung 13: Colmap mit 40 Bildern - Ansicht von der Seite



Abbildung 14: ODM mit 40 Bildern - Ansicht von Oben



Abbildung 15: Colmap mit 40 Bildern - Ansicht von Oben



Abbildung 16: Colmap mit 55 Bildern und doppelt erkannter Szene.

CPU parallel zu nutzen und nicht die GPU, werden die Punktwolken wesentlich schneller generiert als mit Colmap, welches die GPU nutzt und diese auch gut auslastet. ODM benötigt zur Generierung einer Punktwolke mit 73 Bildern 566 Sekunden, während Colmap für die gleiche Datenbasis 4148 Sekunden benötigt. Sollten GEO-Positionen für die Bilder bekannt sein, kann ODM die GPU nutzen und somit die Zeit die benötigt wird, die Punktwolken zu generieren, weiter verbessern.

Da ODM wesentlich weniger Rauschen beinhaltet, keine Probleme mit doppelt erkannten Szenen hat und weniger Zeit zur Generierung der Punktwolken benötigt wird in dieser Arbeit ODM zur Generierung von Punktwolken ausgewählt, wobei die Dauer, die zur Generierung der Punktwolke benötigt wird, der ausschlaggebende Faktor für die Entscheidung ist.

4.2 Vergleich von Verfahren zur Registrierung 3D-Punktwolken

In einem ersten Schritt wurden verschiedene Lösungen aus dem Deep-Learning Bereich miteinander verglichen. Es wird die Distanz zwischen transformierter Quell-Punktwolke und Ziel-Punktwolke, wie im Abschnitt 3.3 beschrieben, gemessen. Neben der Distanz berichten wir über den bei der Evaluation gemessenen Loss. Die einzelnen Verfahren sind alle in dem Python-Paket learning3d [42] implementiert, nutzen die selbe Datenbasis ModelNet40 für das Training und sind somit gut vergleichbar. Für DCP und RPM-Net wurde das vortrainierte Model vom Author des Pakets genutzt. PointNetLK musste trainiert werden und wurde mit den empfohlenen Angaben des Authors trainiert. Die Evaluation wurde drei mal mit zufälligen Daten wiederholt und aus den drei Durchläufen die Mittelwerte für die ermittelten Werte gebildet. Die Ergebnisse sind in Tabelle 1 veranschaulicht.

In einem zweiten Schritt werden die Verfahren, auf Basis konkreten Beispielen der Problemstellung, miteinander verglichen. Neben DCP, RPM-Net und PointNetLK wird auch die ICP Implementation aus dem Python-Paket open3d [43] und eine weitere in

	DCP	RPM-Net	PointNetLK
Distanz	0, 0292	0, 0663	0, 026
Loss	0, 922	0, 061	0, 111

Tabelle 1: Vergleich von Registrierungs-Verfahren auf ModelNet40. Distanz und Loss sind jeweils Mittelwerte über alle Datensätze in der Iteration.

	DCP	RPM-Net	PointNetLK	ICP	RICP
Banane	0.0585	0.0129	0.1673	0.0117	0.0178
Avocado	0.0721	0.012	0.2235	0.0122	0.0245

Tabelle 2: Vergleich von Registrierungs-Verfahren auf konkreten Beispielen der Problemstellung. Für jede Pflanze wird die Distanz zwischen Quelle und Ziel angegeben

c++ implementierte ICP Version RICP verglichen. Hier werden exemplarisch je eine Avocado- und eine Bananen-Pflanze verglichen. Wie im vorherigen Vergleich wird die Distanz zur Zielpunktwolke in den Ergebnissen wieder gegeben. Die Ergebnisse sind in Tabelle 2 zu sehen

lassen erkennen, dass ICP die besten Ergebnisse für die Registrierung liefert. Die Neuronalen-Netze liefern keine guten Ergebnisse. Mit Ausnahme von RPM-Net. Die Ergebnisse für RPM-Net liegen in etwa gleich auf mit den Ergebnissen die für ICP erreicht wurden und sind besser als die Ergebnisse von RICP.

4.3 Vergleich von Verfahren zur Segmentierung von Pflanzen auf 3D-Punktwolken

In Experimenten mit dem handgeschriebenen Classifier konnte keine gute Parametrisierung, die eine gute Unterteilung in Blätter und Stämme erreichen konnte, gefunden werden. Dies liegt in erster Linie an der Qualität der Punktwolken. Diese haben das Problem, dass die oft sehr feinen Stiele der Pflanze nicht als Zylinder sondern als Ebene in den Punktwolken repräsentiert werden, wie in Abbildung 17 zu sehen ist. Ein weiteres Problem ist eine allgemeingültige Parametriesierung zu finden, wie Abbildung 17 zeigt. Hier wurde mit dem selben Schwellwert klassifiziert.

Die Annahmem, dass DCP eine gute Schätzung für die Transformations-Matrix liefern kann hat sich, auch nach umfangreichem Training, nicht bestätigt und wird daher nicht weiter betrachtet.

Datenbasis für das Training von PointNet++

Als Datenbasis für das Training von PointNet++ wurden 144 handgelabelte Punktwolken von verschiedenen Pflanzen gewählt. Darunter sind Tomaten, Mais, Paprika, Avocado, Bananen und weitere nicht bekannte Sorten. Da diese Datenbasis für das Training eines Neuronalen Netzes recht klein ist, wurden aus jeder einzelnen Punktwolke bis zu 20 Subsample erstellt. Diese wurden so erstellt, dass zufällig n Punkte aus einer Punktwolke gezogen und entfernt wurden. Des weiteren sind die Daten so aufbereitet, dass der Boden der Punktwolke an der XY-Ebene ausgerichtet ist und der Stiel bei geradem

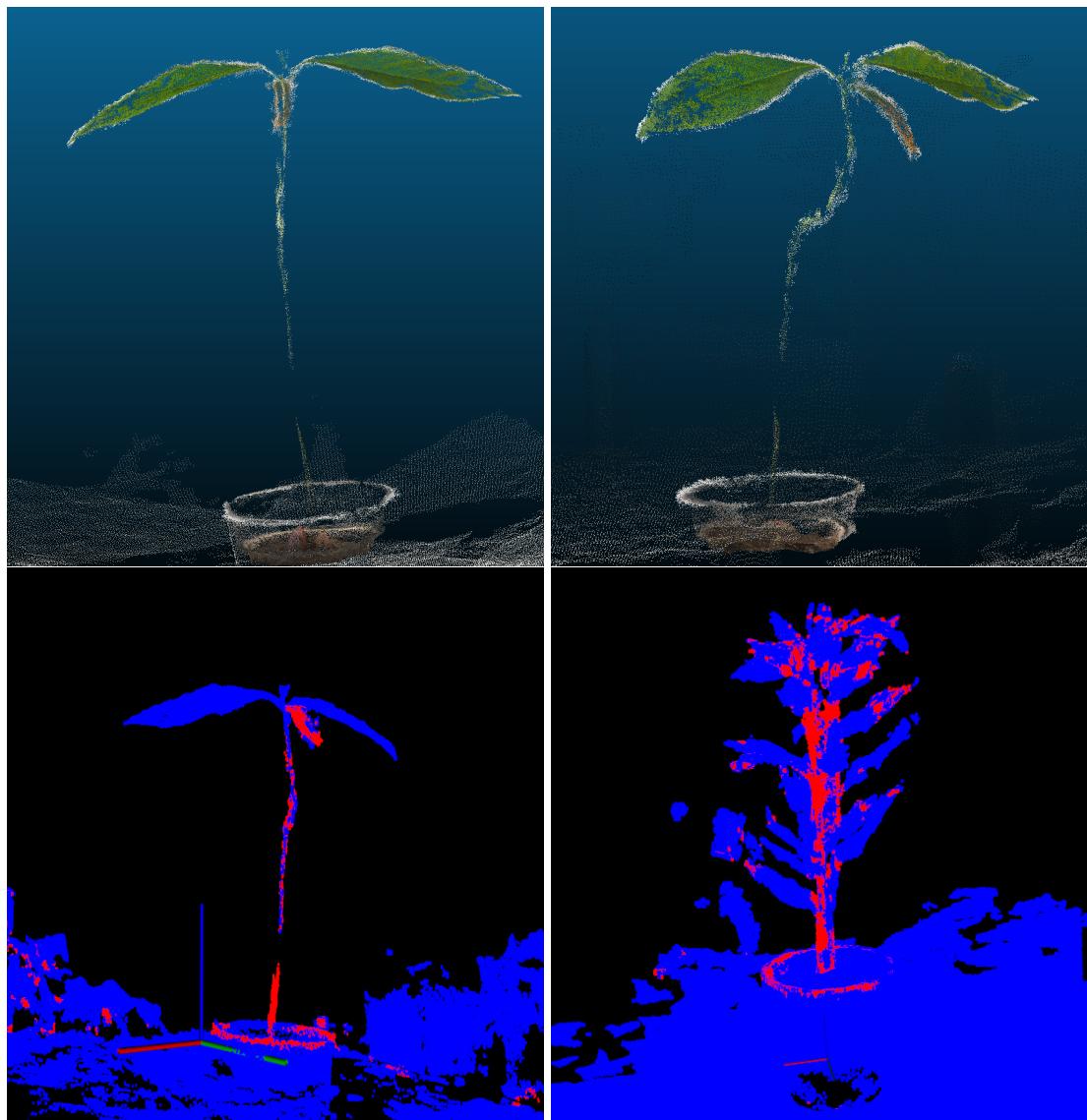


Abbildung 17: Oben: ODM Seitenansicht die als Ebene erkannten Stiel zeigt.
Unten: Segmentierungs-Ergebniss für zwei verschiedene Pflanzen mit dem selben Schwellwert.

	t11	t6	t10	t9	t4	t7	t12	t13
Loss	0,044	0.056	0.079	0.05	0.038	0.054	0.051	0.127
Genauigkeit	0,98	0.976	0.969	0.982	0.986	0.981	0.98	0.95
IoU	0.925	0.908	0.893	0.811	0.813	0.788	0.841	0.827

Tabelle 3: Evaluations-Ergebnisse der verschiedenen Netze. Links ohne Hintergrund. Rechts mit Hintergrund.

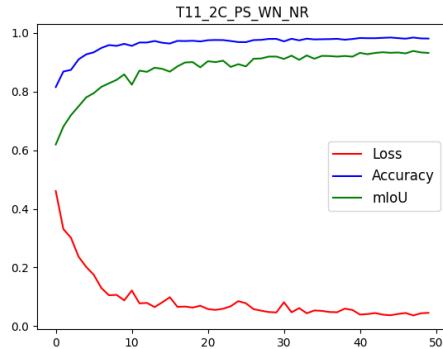


Abbildung 18: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 2 Klassen und Normalisierung ohne zufällige Rotationen

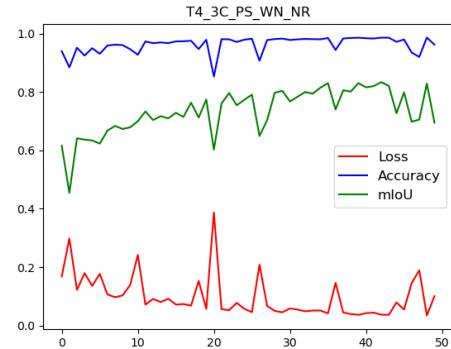


Abbildung 19: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 3 Klassen und Normalisierung ohne zufällige Rotationen

Wachstum Richtung z-Achse zeigt. Auch sind die Punkte in der Punktwolke auf 1 normiert. Das heißt sie liegen in dem Raum, den die beiden Punkte $(0, 0, 0)$ und $(1, 1, 1)$ bilden. Die Daten werden in einem Verhältnis 80 zu 10 zu 10 in Trainings-, Test- und Evaluations-Datensatz aufgeteilt.

Vergleich Training mit und ohne Hintergrund

In einem ersten Vergleich wird die Güte der Segmentierung zwischen dem Training mit und ohne Hintergrund verglichen. Die Ergebnisse des Trainings sind in Abbildung 18 und 19 zu sehen. Die Ergebnisse der Evaluation zeigen Tabelle 3. Sowohl die Ergebnisse des Trainings, als auch die Ergebnisse der Evaluation lassen darauf schließen, dass die Segmentierung ohne Hintergrund die besseren Ergebnisse liefert. Was vermutlich daran liegt, dass der Anteil der Punkte die zum Hintergrund gehören dominiert. Da die Segmentierung mit Hintergrund aber zur Entfernung des Hintergrundes benötigt wird, wird in einem zweiten Vergleich die Hintergrund-Segmentierung neu trainiert. Diesmal wird aber ein Großteil der Hintergrund-Punkte entfernt, indem nur das Zentrum der Punktwolke beim Training betrachtet wird. Die Ergebnisse sind in Abbildung 20 zu sehen. Wie dort zu sehen ist, verbessern sich die Ergebnisse für das Training mit weniger Hintergrund deutlich.

Vergleich Training mit und ohne Normalen

Um zu überprüfen, ob sich der Einsatz von Normalen lohnt, wird PointNet++ ohne Normalen trainiert und die Ergebnisse mit den Ergebnissen des Trainings mit Normalen

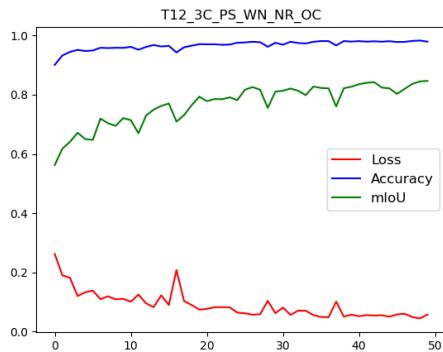


Abbildung 20: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 3 Klassen und Normalisierung ohne zufällige Rotationen. Mit Ausschnitt um das Zentrum.

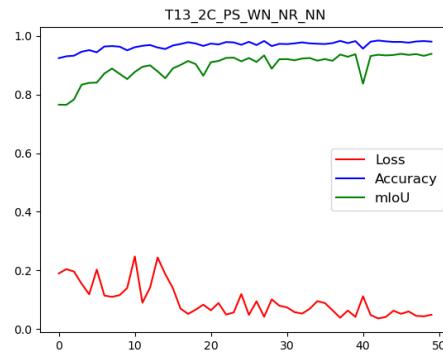


Abbildung 21: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 2 Klassen und Normalisierung ohne zufällige Rotationen. Ohne Normalen

(Abbildung 18) verglichen. Die Ergebnisse des Trainings ohne Normalen, in Abbildung 21 zu sehen, lassen einen kleinen Unterschied zum Training mit Normalen erkennen. Mit Normalen liefern die ersten Epochen zwar schlechtere Ergebnisse, aber nach einigen weiteren Epochen gleicht sich die Güte an und es kommt zudem zu weniger Ausreißern. Der Einsatz von Normalen scheint sich also in geringem Maß zu lohnen.

Vergleich Training mit und ohne Normalisierung

Es soll überprüft werden, ob PointNet++ mit oder ohne Normalisierung bessere Ergebnisse liefert. Des weiteren soll geprüft werden, ob auch nichtnormalisierte Eingabe-Daten gute Segmentierungs-Ergebnisse liefern, wenn PointNet++ mit normalisierten Daten trainiert wurde. Dieser Vergleich wird aufgestellt, da die Punktwolken für die Segmentierung auf eine bestimmte Anzahl Punkte reduziert werden und das Ergebnis - zumindest bei der Hintergrund-Segmentierung - zurück auf die vollständige Punktwolke übertragen werden muss. Muss die Punktwolke nicht normalisiert werden, kann das Ergebnis direkt auf die vollständige Punktwolke übertragen werden. Im Falle einer Normalisierung müsste diese erst umgekehrt werden, aber diese Information wird von PointNet++ nicht zur Verfügung gestellt und müsste ermittelt werden. Alternativ dazu könnten auch die Ergebnisse von der normalisierten Punktwolke auf die nicht normalisierte Punktwolke übertragen werden, was aber mit mehr Rechenaufwand verbunden ist.

Wird die Normalisierung komplett verhindert, kann das Auswirkungen auf die Güte der Ergebnisse der Segmentierung haben.

In Tabelle 4 werden die Ergebnisse der Evaluation von PointNet++ auf nicht normalisierten Daten nach dem Training mit normalisierten Daten verglichen. Da die Ergebnisse sich für die Segmentierung mit Hintergrund stark verschlechtern, wenn die Daten nicht normalisiert werden wird PointNet++ ohne Normalisierung erneut trainiert. Die Ergebnisse für das erneute Training sind in Abbildung 22 für zwei Klassen und in Abbildung 23 für drei Klassen zu sehen.

	t4 mit normalisiert Daten	t4 mit nicht normalisiert Daten	t11 mit normalisiert Daten	t11 mit nicht normalisiert Daten
Loss	0, 038	0, 175	0.044	0.044
Genauigkeit	0, 986	0, 946	0.98	0.98
IoU	0, 81	0, 684	0.926	0.925

Tabelle 4: Vergleich von Evaluations-Ergebnissen von den mit normalisierten Daten trainierten Netzen t4 (mit Hintergrund) und t11(ohne Hintergrund) mit jeweils normalisierten und nicht normalisierten Daten.

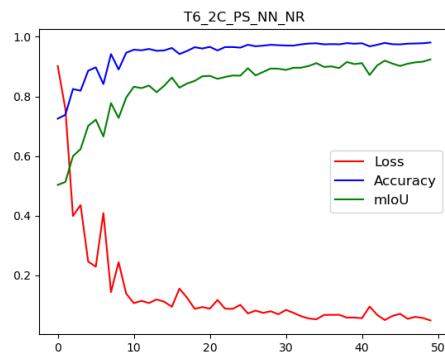


Abbildung 22: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 2 Klassen, ohne Normalisierung und ohne zufällige Rotationen

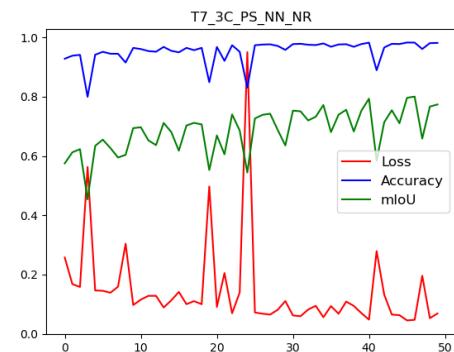


Abbildung 23: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 3 Klassen, ohne Normalisierung und ohne zufällige Rotationen

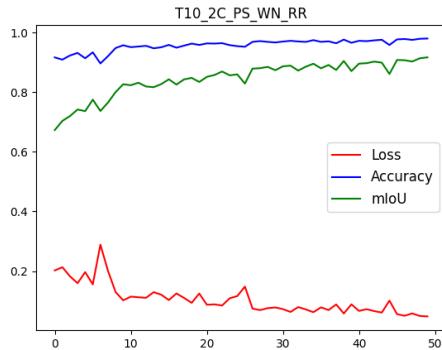


Abbildung 24: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 2 Klassen, mit Normalisierung und zufälliger Rotationen

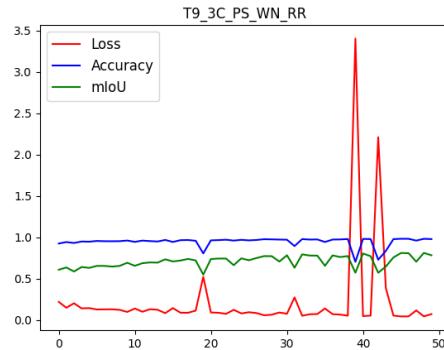


Abbildung 25: PointNet++ Trainings-Ergebnisse pro Epoche mit 3 Klassen, mit Normalisierung und zufälliger Rotationen

Gegenüber dem Training mit Normalisierung ist das Training ohne Normalisierung etwas schlechter. Insbesondere für das Netz mit drei Klassen haben die Ausreißer für Loss-, Accuracy- und IoU-Werte zugenommen. Das führt zu dem Schluss, dass PointNet++ mit Normalisierung genutzt werden sollte und der zusätzliche Rechenaufwand zum Übertragen der Ergebnisse auf die vollständige Punktwolke in Kauf genommen werden sollte.

Vergleich Training mit und ohne zufällige Rotationen

Die Tests des Servers haben gezeigt, dass es bei der Segmentierung der freigestellten Pflanzen zu starken Fehlern kommt, wenn diese rotiert sind. Diese Fehler sind in Abbildung 26 und 27 zu sehen. Wird die Evaluation eines ohne zufällig rotierte Punktwolken trainierten Netzes mit zufällig rotierten Punktwolken ausgeführt sinkt der IoU-Wert auf 0,6 und Accuracy auf 0,875. Das hat zu der Erkenntnis geführt, dass PointNet++ anfällig für die Rotation von Punktwolken ist.

Aus diesem Grund wurde das Training für das Zwei- und Drei-Klassen-Netz mit zufälligen Rotationen wiederholt um eine Robustheit gegen Rotationen anzutrainieren. Die Ergebnisse für das Zwei-Klassen-Netz ist in Abbildung 24 zu sehen, die Ergebnisse für das Drei-Klassen-Netz in Abbildung 25. Beim Training des Netzes mit drei Klassen sind starke Ausreißer in den Loss-Werten zu erkennen, die sich auch in der Accuracy und dem IoU - wenn auch nicht so stark - wiederspiegeln. Diese Beobachtung kann man bei den anderen Netzen nur in wesentlich kleinerem Ausmaß feststellen. Dennoch sind die Ergebnisse für das Training mit zufälligen Rotationen wesentlich schlechter als die des Trainings ohne zufällige Rotationen. Im Einsatz sollte also bei der Entfernung des Hintergrundes darauf geachtet werden, dass dieser zumindest grob an der XY-Ebene ausgerichtet ist.

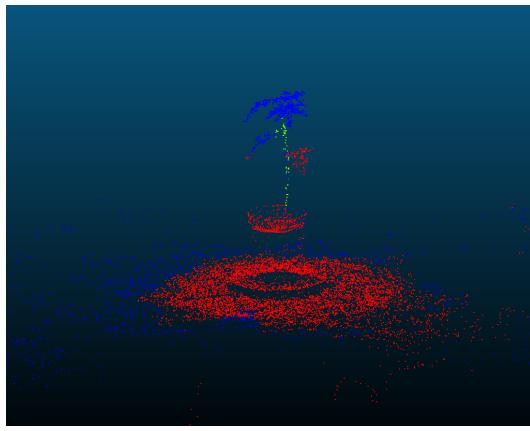


Abbildung 26: Fehlgeschlagene Segmentation einer Bananen-Pflanze. Verursacht durch Rotation der Punktwolke

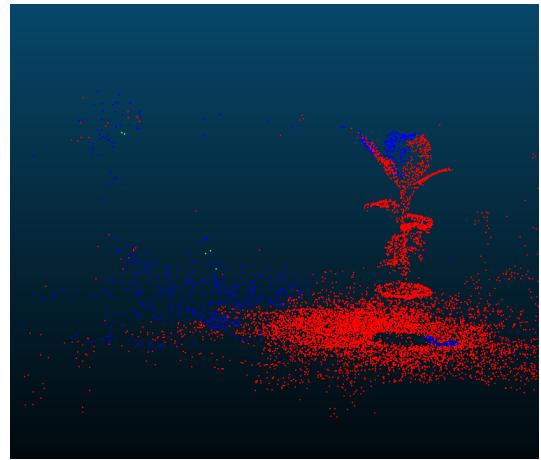


Abbildung 27: Fehlgeschlagene Segmentation einer Tomaten-Pflanze. Verursacht durch Rotation der Punktwolke

5 Fazit und Ausblick

Generierung der Punktwolken

Die Generierung von Punktwolken mit ODM liefert zwar gute Ergebnisse und ist vergleichsweise schnell. Allerdings ist es dennoch die Komponente, die am meisten Laufzeit in Anspruch nimmt. Da keine Geo-Informationen zu den Bildern vorliegen, kann die GPU von ODM nicht eingesetzt werden. An der Stelle könnte ODM erweitert werden und die alternative Implementierung die ohne Geo-Informationen auskommt, könnte parallelisiert werden.

Sollte sich in Zukunft bei Smartphones eine RGB-D Kamera als Standart etablieren, könnte diese Technologie genutzt werden um eine schnelle Generierung der Punktwolken zu ermöglichen. Wobei hier zu beachten wäre, dass es bei schwankenden Belichtungs-Verhältnissen zu Problemen kommen kann.

Ein weiterer Ansatz der untersucht werden könnte, ist die Generierung von Punktwolken mit Neuronalen Netzen. Hier gibt es einige interessante Ansätze, die im Rahmen dieser Arbeit nicht untersucht wurden. Diese Ansätze ermöglichen es, aus einem Bild eine Punktwolke zu generieren, was dem Ziel, die zu übertragende Datenmenge gering zu halten, entgegen kommt. Dazu würden sie vorraussichtlich nach dem Training schnellere Laufzeiten als ODM liefern. Einen Nachteil den die Implementationen haben ist das diese meist nur wenige 1000 Punkte effizient liefern können, was zu SfM-Implementation wie ODM einen Nachteil darstellt. Dieses kann je nach Datenbasis einige 100000 Punkte berechnen. Hier könnten aber mehrere Punktwolken erstellt werden und miteinander registriert werden um diesen Nachteil zu kompensieren.

Registrierung

Die Ergebnisse der Registrierung sind zwar für den Zweck ausreichend, könnten aber zuverlässiger und genauer sein. Insbesondere die nicht bekannte Skalierung bereitet Probleme.

Bei der Datengewinnung könnte zu den Bildern auch eine GPS-Position ermittelt werden und auf diese Weise Punktfolgen mit gleichem Maßstab erstellt werden. Das würde die Registrierung erleichtern, da die Skalierung nicht mehr geschätzt werden müsste. Zudem könnte so die exakte Größe der Pflanze berechnet werden und damit auch der totale Größenunterschied zwischen zwei Wachstums-Zeitpunkten einer Pflanze. Zudem würde die Generierung der Punktfolgen mit ODM beschleunigt, da die GPU von ODM genutzt werden könnte.

Ein weiterer Ansatz, der in dieser Arbeit nicht verfolgt wurde, ist ScaleLK. ScaleLK hat eine ähnliche Architektur wie PointNetLK, allerdings wird neben Rotation und Translation auch eine Schätzung für die Skalierung geliefert.

Segmentierung

Die Segmentierung ist für die Hintergrundentfernung noch recht fehleranfällig. Hier könnte probiert werden, mit einem größerem Datensatz zu trainieren, mehr Punkte während des Trainings zu nutzen oder - wie untersucht - nur einen Ausschnitt um das Zentrum der Punktfolge segmentieren.

Der untersuchte Ansatz, einen Ausschnitt aus der Szene um dessen Zentrum zu nehmen, wirkt sich zwar positiv auf die Ergebnisse aus, aber wird im praktischen Einsatz auf das Problem stoßen, dass nicht garantiert werden kann, dass der relevante Teil der Szene ausgeschnitten wird. Statt dessen könnte die Szene als ganzes im Vorfeld untersucht werden und so relevante Bereiche ermittelt werden. Szenen-Segmentierung ist mittels Point-Net++ möglich, hier müssten nur geeignete Daten gesammelt werden, die dem Einsatz in der Realität entsprechen. So könnten auch einzelne Pflanzen isoliert untersucht werden und der Einfluss, den die Pflanzen beim Wachstum aufeinander haben, untersucht werden. Neben Nutzpflanzen könnten bei einer Szene-Segmentierung auch Unkräuter erkannt werden und deren Wachstum, unter bestimmten Bedingungen, analysiert werden.

Des Weiteren kann die Segmentierung der Pflanze erweitert werden um zusätzliche Informationen über eine Pflanze zu erhalten. Zum Beispiel können neben Blättern und Stielen auch Blüten und Früchte erkannt werden, was für die Analyse des Ertrags einer Fruchtfolge genutzt werden könnte. Um das zu bewerkstelligen muss für jedes Merkmal ein weiters Label hinzugefügt werden und die Datenbasis, die für das Training genutzt wird, um Punktfolgen erweitert werden, die diese Merkmale auch beinhalten.

Bisher wurden beim Training die Farben nicht mit einbezogen. Auch diese könnten zusätzlich genutzt werden um weitere Informationen, wie den Zustand einzelner Segmente der Pflanze, zu erkennen. Die Farbe kann bei Früchten Aufschluss über den Reifegrad geben und bei Blättern und Stamm Anzeichen von Krankheiten erkennen lassen.

Server

Um die Performance des Servers zu steigern könnte für die in C++ implementierten Funktionalitäten ein Python-Binding erstellt werden oder in Python-Code portiert werden. Bisher werden diese Funktionen über System-Kommandos angesteuert. Mit einem Python-Binding oder einer entsprechenden Portierung könnten diese direkt aus dem Python-Code angesprochen werden. Dadurch könnten die Daten zwischen

den einzelnen Pipelines im Hauptspeicher gehalten werden und müssten nur noch zu Persistierungs-Zwecken auf der Festplatte abgelegt werden.

Da der Server keine Sicherheitsmechanismen zur Verfügung stellt, ist von einem Einsatz in der Praxis in diesem Zustand abzuraten. Es sollte mindestens ein User-Management hinzugefügt werden um die Schnittstellen vor Missbrauch zu schützen.

Literatur

- [1] I. Masih, S. Maskey, F. Mussá, and P. Trambauer, “A review of droughts on the african continent: A geospatial and long-term perspective,” *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 18, pp. 3635–3649, 09 2014.
- [2] N. Mehendale and S. Neoge, “Review on lidar technology,” *ssrn preprint ssrn:3604309*, 2020.
- [3] A. Taneja, “Top 10 smartphones with a dedicated depth sensor camera to capture perfect bokeh shots,” 2020.
- [4] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International journal of computer vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [5] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “Speeded-up robust features (surf),” *Computer vision and image understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346–359, 2008.
- [6] M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, and P. Fua, “Brief: Binary robust independent elementary features,” in *European conference on computer vision*, pp. 778–792, Springer, 2010.
- [7] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, “Orb: An efficient alternative to sift or surf,” in *2011 International conference on computer vision*, pp. 2564–2571, Ieee, 2011.
- [8] J. L. Schönberger and J.-M. Frahm, “Structure-from-motion revisited,” 2016.
- [9] J. L. Schönberger, E. Zheng, M. Pollefeys, and J.-M. Frahm, “Pixelwise View Selection for Unstructured Multi-View Stereo,” in *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2016.
- [10] pierotofy, “Open drone map - a command line toolkit to generate maps, point clouds, 3d models and dems from drone, balloon or kite images.,” 2020.
- [11] alalek, “Structure from motion module,” 2016.
- [12] P. Moulon, P. Monasse, and R. Marlet, “Adaptive structure from motion with a contrario model estimation,” in *Proceedings of the Asian Computer Vision Conference (ACCV 2012)*, pp. 257–270, Springer Berlin Heidelberg, 2012.
- [13] M. Jancosek and T. Pajdla, “Multi-view reconstruction preserving weakly-supported surfaces,” in *CVPR 2011*, IEEE, jun 2011.
- [14] P. Moulon, P. Monasse, R. Perrot, and R. Marlet, “Openmvg: Open multiple view geometry,” in *International Workshop on Reproducible Research in Pattern Recognition*, pp. 60–74, Springer, 2016.
- [15] R. Arandjelović and A. Zisserman, “Three things everyone should know to improve object retrieval,” in *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2911–2918, IEEE, 2012.

- [16] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.
- [17] H. Fan, H. Su, and L. Guibas, “A point set generation network for 3d object reconstruction from a single image,” 2016.
- [18] M. Tatarchenko, A. Dosovitskiy, and T. Brox, “Octree generating networks: Efficient convolutional architectures for high-resolution 3d outputs,” 2017.
- [19] N. Wang, Y. Zhang, Z. Li, Y. Fu, W. Liu, and Y.-G. Jiang, “Pixel2mesh: Generating 3d mesh models from single rgb images,” 2018.
- [20] Y. Xia, C. Wang, Y. Xu, Y. Zang, W. Liu, J. Li, and U. Stilla, “Realpoint3d: Generating 3d point clouds from a single image of complex scenarios,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 22, 2019.
- [21] I. Zamtsov and S. Navlakha, “Machine Learning Approaches to Improve Three Basic Plant Phenotyping Tasks Using Three-Dimensional Point Clouds1[OPEN],” *Plant Physiology*, vol. 181, pp. 1425–1440, 10 2019.
- [22] W. Gélard, M. Devy, A. Herboulot, and P. Burger, “Model-based segmentation of 3d point clouds for phenotyping sunflower plants,” in *12. International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications*, 2017.
- [23] C. R. Qi, H. Su, K. Mo, and L. J. Guibas, “Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 652–660, 2017.
- [24] C. R. Qi, L. Yi, H. Su, and L. J. Guibas, “Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space,” *arXiv preprint arXiv:1706.02413*, 2017.
- [25] Y. Wang, Y. Sun, Z. Liu, S. E. Sarma, M. M. Bronstein, and J. M. Solomon, “Dynamic graph cnn for learning on point clouds,” *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2019.
- [26] P. J. Besl and N. D. McKay, “Method for registration of 3-d shapes,” in *Sensor fusion IV: control paradigms and data structures*, vol. 1611, pp. 586–606, International Society for Optics and Photonics, 1992.
- [27] J. Yang, H. Li, D. Campbell, and Y. Jia, “Go-icp: A globally optimal solution to 3d icp point-set registration,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 38, p. 2241–2254, Nov 2016.
- [28] J. Zhang, Y. Yao, and B. Deng, “Fast and robust iterative closest point,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021.
- [29] K. Derpanis, “Overview of the ransac algorithm,” 2005.
- [30] T. Zinßer, J. Schmidt, and H. Niemann, “Point set registration with integrated scale estimation,” in *Point Set Registration with Integrated Scale Estimation*, 2005.

- [31] S. Xu and Y. Shang, “ScaleLK: Registration of point clouds with different scales using deep learning methods,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 768, p. 072089, mar 2020.
- [32] Y. Wang and J. M. Solomon, “Deep closest point: Learning representations for point cloud registration,” in *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, October 2019.
- [33] Y. Aoki, H. Goforth, R. A. Srivatsan, and S. Lucey, “Pointnetlk: Robust and efficient point cloud registration using pointnet,” 2019.
- [34] Z. J. Yew and G. H. Lee, “Rpm-net: Robust point matching using learned features,” *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Jun 2020.
- [35] W. Yuan, B. Eckart, K. Kim, V. Jampani, D. Fox, and J. Kautz, “Deepgmr: Learning latent gaussian mixture models for registration,” 2020.
- [36] Y. Wang and J. M. Solomon, “Prnet: Self-supervised learning for partial-to-partial registration,” 2019.
- [37] V. Sarode, X. Li, H. Goforth, Y. Aoki, R. A. Srivatsan, S. Lucey, and H. Choset, “Pcrnet: Point cloud registration network using pointnet encoding,” 2019.
- [38] B. Lucas and T. Kanade, “An iterative image registration technique with an application to stereo vision (ijcai),” vol. 81, 04 1981.
- [39] S. Gold, C.-P. Lu, A. Rangarajan, S. Pappu, and E. Mjolsness, “New algorithms for 2d and 3d point matching: Pose estimation and correspondence,” *Advances in neural information processing systems*, pp. 957–964, 1995.
- [40] R. Hänsch, T. Weber, and O. Hellwich, “Comparison of 3d interest point detectors and descriptors for point cloud fusion,” *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. II-3, 09 2014.
- [41] R. Sears, C. Van Ingen, and J. Gray, “To blob or not to blob: Large object storage in a database or a filesystem?,” *arXiv preprint cs/0701168*, 2007.
- [42] V. Sarode, “Learning3d: A modern library for deep learning on 3d point clouds data.,” 2021.
- [43] Q.-Y. Zhou, J. Park, and V. Koltun, “Open3d: A modern library for 3d data processing,” *arXiv preprint arXiv:1801.09847*, 2018.