

Raum-zeitliche Segmentierung von natürlichen Objekten in stark verdeckten Szenen

CORINNA HARMENING¹, JENS-ANDRÉ PAFFENHOLZ² & CLAUS BRENNER³

Wir präsentieren ein Verfahren zur raum-zeitlichen Segmentierung von Gurkenblättern. Die räumliche Segmentierung erfolgt mit Hilfe eines zweistufigen Bottom-Up-Ansatzes, indem zunächst eine graphbasierte Vorsegmentierung durchgeführt und diese mit Hilfe eines statistisch basierten Region-Mergings verbessert wird. Für die anschließende Segmentierung der zeitlichen Dimension wird ein auf Dynamic Time Warping basierender Shape-Matching-Algorithmus verwendet. Das Verfahren ist in der Lage komplexe, hochverdeckte 3D-Szenen zu segmentieren.

1 Einleitung

In der Pflanzenforschung gewinnt die Phänotypisierung von Pflanzen, d. h. die Bestimmung der äußeren Gestalt einer Pflanze, stetig an Bedeutung: Durch ein besseres Verständnis der Auswirkungen von äußeren Einflüssen auf das Erscheinungsbild einer Pflanze soll auf lange Sicht der Ertrag von Nutzpflanzen gesteigert werden. Bestehende Phänotypisierungsverfahren sind charakterisiert durch eine manuelle, nicht berührungsfreie Messung und weisen somit einen hohen Arbeitsaufwand auf (KAHLEN & STÜTZEL, 2007). Eine automatische und berührungsfreie Erfassung von Pflanzen wird u. a. von PAFFENHOLZ & HARMENING (2014) vorgeschlagen. Die Autoren setzen ein Laserscannerbasiertes Multi-Sensorsystem ein, um eine zeitlich und räumlich hochaufgelöste 3D-Punktwolke für die Phänotypisierung bereitzustellen. Voraussetzung für die automatische Auswertung der Punktwolke ist eine raum-zeitliche Segmentierung der zunächst ungeordneten Punktwolke, die den Schwerpunkt dieser Veröffentlichung darstellt.

2 Räumliche Segmentierung

2.1 Definition der Segmentierung

Das Ziel einer Segmentierung ist die Partition einer ungeordneten Menge von Punkten in disjunkte, zusammenhängende Teilmengen, sodass Punkte innerhalb einer Teilmenge ähnliche Eigenschaften aufweisen, während sich die Punkte verschiedener Teilmengen in ihren Eigenschaften unterscheiden. Für die Phänotypisierung ist die Segmentierung in einzelne Pflanzenorgane wichtig. Die besondere Schwierigkeit einer solchen Segmentierung besteht zum einen in den stark variierenden Erscheinungsformen von Pflanzen sowie zum anderen in ihrer komplexen Struktur, die zu Verdeckungen und sich berührenden Blättern führt.

1) M. Sc. Corinna Harmening, Leibniz Universität Hannover, Corinna.Harmening@freenet.de

2) Dr.-Ing. Jens-André Paffenzholz, Geodätisches Institut Hannover (gih) der Leibniz Universität Hannover, Nienburger Straße 1, D- 30167 Hannover, paffenzholz@gih.uni-hannover.de

3) apl. Prof. Dr.-Ing. Claus Brenner, Institut für Kartographie und Geoinformatik (ikg) der Leibniz Universität Hannover, Appelstraße 9a, D- 30167 Hannover, Claus.Brenner@ikg.uni-hannover.de

Aufgrund dieser Schwierigkeiten ist eine Verwendung von generischen Segmentierungsalgorithmen in der Regel nicht ausreichend; stattdessen muss die Segmentierung in Hinblick auf das spezielle Problem der Pflanzensegmentierung ausgelegt werden. Wir verwenden für die Lösung des räumlichen Segmentierungsproblems ein zweistufiges Verfahren, das sich aus einem graphbasierten Bottom-Up-Ansatz und einem darauf aufbauenden, statistisch basierten Region-Merging zusammensetzt.

2.2 Graphbasierte Vorsegmentierung

Grundlage für die Durchführung einer Segmentierung ist die Definition eines Ähnlichkeitsmaßes. Da insbesondere sich berührende Blätter die Schwierigkeit in der Pflanzensegmentierung darstellen und diese sich in ihren spektralen Eigenschaften sehr ähnlich sind, wird im Folgenden auf der Basis geometrischer Merkmale segmentiert. Eine solche Segmentierung wird jedoch dadurch erschwert, dass die geometrischen Eigenschaften wie z. B. die Krümmung oder die Normalenrichtung innerhalb eines Blattes sehr stark variieren können. Aus diesem Grund bietet sich die Verwendung eines adaptiven Segmentierungskriteriums an, wie es z. B. von FELZENSZWALB & HUTTENLOCHER (2004) für die Bildsegmentierung vorgeschlagen wird.

2.2.1 Segmentierung der 3D-Punktwolke

Der Algorithmus von FELZENSZWALB & HUTTENLOCHER (2004) führt die Segmentierung graphbasiert durch und gruppiert die Knoten $v_i \in V$ eines Graphen $G = (V, E)$ nach einem Ähnlichkeitsmaß, welches sich in den Kantengewichten w_{ij} der ungerichteten Kanten $e_{ij} = \{v_i, v_j\}$ widerspiegelt. Der Algorithmus arbeitet nach dem Bottom-Up-Prinzip, sodass in einem Initialisierungsschritt zunächst jeder Knoten des Graphen als ein individuelles Segment aufgefasst wird. Aufbauend auf dieser Startsegmentierung wird eine aufsteigend sortierte Kantenliste aufgestellt und für jede Kante untersucht, ob die beiden durch sie verbundenen Segmente durch eine Objektgrenze voneinander getrennt werden. Nach FELZENSZWALB & HUTTENLOCHER (2004) ist dies der Fall, wenn sich die beiden Segmente in ihren Eigenschaften stärker unterscheiden, als die Eigenschaften innerhalb der Segmente variieren. Beeinflusst werden kann das Ergebnis der Segmentierung durch das Einführen einer Schwellwertfunktion $\tau(C)$, in deren Berechnung die Größe des Segmentes $|C|$ sowie eine zu Beginn der Segmentierung zu wählende Konstante k einfließen:

$$\tau(C) = \frac{k}{|C|}. \quad (1)$$

Kleine k führen zur einer Über-, große zu einer Untersegmentierung. Die Übertragung dieses für die Bildsegmentierung entwickelten Ansatzes auf das Segmentierungsproblem einer 3D-Punktwolke erfordert die Definition von Nachbarschaften, die mit Hilfe einer Radiussuche erfolgt. Um die Hauptschwierigkeit der Pflanzensegmentierung – die Trennung zweier sich berührender Blätter – lösen zu können, wird als Ähnlichkeitsmaß und damit als Kantengewicht die Änderung der lokalen Normalenrichtung \mathbf{n} verwendet, mit deren Hilfe die Übergänge zweier sich berührender Oberflächen detektiert werden können:

$$w_{ij} = \arccos \left(\frac{\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{n}_j}{|\mathbf{n}_i| \cdot |\mathbf{n}_j|} \right). \quad (2)$$

Mit einer geeigneten Wahl des frei zu wählenden Parameters k ist es nun möglich, eine Segmentierung zu erhalten, die frei von Untersegmentierungen ist. Aufgrund der Tatsache, dass die Änderung der Normalenrichtung innerhalb eines Blattes größer sein kann als zwischen zwei sich berührenden Blättern, schließt eine solche Wahl jedoch zwangsläufig das Auftreten von Übersegmentierungen ein (siehe Abb. 1). Um aufbauend auf den Segmentierungsergebnissen eine zufriedenstellende Phänotypisierung durchführen zu können, müssen im Anschluss Regionen vereinigt werden.

2.3 Statistisch basiertes Region-Merging

Unter der gegebenen Voraussetzung, dass das Ergebnis der Vorsegmentierung keine Untersegmentierungen enthält, muss in einem Nachbearbeitungsschritt beurteilt werden, ob zwei benachbarte Segmente dasselbe Blatt beschreiben. Für diese Beurteilung werden zwei Ansätze herangezogen, die im Folgenden vorgestellt werden.

2.3.1 Oberflächenbasierter Ansatz

Ein Ansatz zum oberflächenbasierten Region-Merging, welcher beurteilt ob zwei benachbarte Segmente dieselbe Oberfläche beschreiben, wird von ALENYA ET AL. (2011) vorgeschlagen. Ausgangspunkt für eine solche Beurteilung stellt ein Mastersegment dar, welches die tatsächliche Form und Größe eines Blattes bereits relativ gut wiedergibt. Zu diesem Mastersegment werden über eine räumliche Nachbarschaftssuche mögliche Merging-Partner bestimmt und anschließend durch eine ausgewählte Untermenge dieses Mastersegmentes sowie durch das aus der Untermenge und dem zu untersuchenden Nachbarsegment zusammengesetzte Segment die besteinpassenden Oberflächen zweiten Grades bestimmt. Als funktionales Modell wird der Zusammenhang

$$z = ax^2 + by^2 + cx + dy + e \quad (3)$$

gewählt, dessen Verbesserungsquadratsumme im Zuge einer Ausgleichung minimiert wird. Die Beurteilung, ob die beiden geschätzten Oberflächen identisch sind, erfolgt mit einem Hypothesentest, mit Hilfe dessen die geschätzten Parameter auf Gleichheit getestet werden.

2.3.2 Kantenbasierter Ansatz

Aufgrund der auftretenden Knicke innerhalb eines Blattes und der damit verbundenen starken Änderung der beschriebenen Oberfläche kann nicht immer ein zufriedenstellendes Ergebnis erzielt werden, weshalb zusätzlich ein kantenbasiertes Region-Merging durchgeführt wird. Die Motivation für einen solchen kantenbasierten Ansatz liegt in der Blattform begründet: Diese führt dazu, dass die Grenzkanten zweier Segmente, die dasselbe Blatt beschreiben, über eine gewisse Distanz dieselbe Raumkurve beschreiben, während sich die Grenzkanten zweier Segmente, die nicht demselben Blatt angehören, deutlich unterscheiden. Der erste Schritt eines solchen kantenbasierten Region-Merings besteht in der Identifikation der Randpunkte eines Segmentes, die mit Hilfe einer Variante des Douglas-Peucker-Algorithmus durchgeführt wird (für Details siehe HARMENING (2013)). Über eine räumliche Nachbarschaftssuche können in einem zweiten Schritt für zwei benachbarte Segmente die entsprechenden Punkte der Grenzkanten bestimmt und durch diese Grenzkanten die besteinpassenden Raumkurven ermittelt werden. In dieser Veröffentlichung werden aus diesen Raumkurven Oberflächen zweiten Grades

konstruiert, deren Parameter analog zum oberflächenbasierten Ansatz mit Hilfe eines Hypothesentests auf Gleichheit getestet werden.

2.3.3 Ergebnisse des Region-Mergings

Das Ergebnis des Region-Mergings ist anhand eines beispielhaft ausgewählten Blattes in Abb. 2 zu sehen. Die blau dargestellte Punktmenge entspricht dem Mastersegment, welches die Blattform schon relativ gut wiedergibt. Für alle grün dargestellten Punktmenge fällt der Hypothesentest beider Ansätze negativ aus, während die rot eingefärbten Segmente dem Mastersegment aufgrund des oberflächenbasierten Ansatzes zugeordnet werden. Diese Zuordnung führt zu einer Schließung von kleineren Lücken. Die deutlich stärkere Verbesserung der Vorsegmentierung erfolgt jedoch aufgrund des kantenbasierten Ansatzes, der die in Abb. 2 gelb eingefärbten Punkte als dem Mastersegment zugehörig erkennt. Als Konsequenz daraus ergibt sich ein annähernd vollständig segmentiertes Blatt, das nur noch in geringem Maße übersegmentiert ist.

2.4 Ergebnisse der räumlichen Segmentierung

Das Gesamtergebnis der räumlichen Segmentierung ist für eine beispielhaft ausgewählte Gurkenpflanze in Abb. 3 zu sehen. Im Vergleich zum Ergebnis aus der Vorsegmentierung sind die Gurkenblätter nun im Großen und Ganzen vollständig segmentiert, ohne dass Untersegmentierungen auftreten. In vereinzelt Fällen kommt es – bedingt durch ungünstige Punktdichten – zu Übersegmentierungen; insgesamt bildet dieses Ergebnis jedoch eine gute Grundlage für die Phänotypisierung. Zu beachten ist, dass das Ergebnis sehr stark von der Qualität der Vorsegmentierung abhängt, in der gewährleistet sein muss, dass keine Untersegmentierungen auftreten. Aus diesem Grund ist eine sorgfältige Wahl der Konstante k in Gleichung (1) notwendig, die einen großen Einfluss auf das Ergebnis der Vorsegmentierung besitzt.

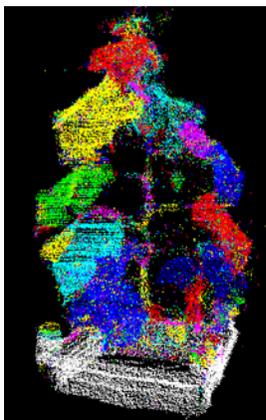


Abb. 1: Vorsegmentierung

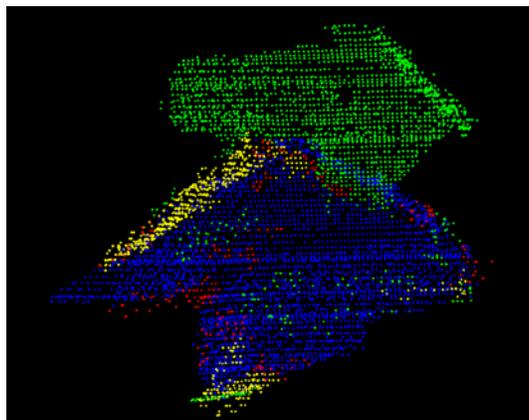


Abb. 2: Ergebnis des Region-Mergings

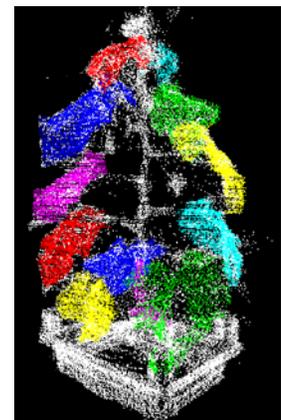


Abb. 3: Endergebnis

3 Zeitliche Segmentierung

Für den Fall, dass nicht nur geometrische Merkmale einer Pflanze, sondern auch Veränderungen über die Zeit bestimmt werden sollen, müssen im Anschluss an die räumliche Segmentierung zwischen den zu unterschiedlichen Zeitpunkten erfassten Datensätzen zeitliche Bezüge herge-

stellt werden. Für dieses Tracking über die Zeit bietet es sich an, ein Shape-Matching-Verfahren zu verwenden, welches korrespondierende Segmente über die Form identifiziert. Motiviert wird diese Vorgehensweise durch den Effekt, dass ein Segment sich von einer räumlichen Segmentierung zur zeitlich nächsten aufteilen kann (siehe Abb. 4), und die Form – anders als z. B. der Schwerpunkt und die Größe des Segmentes – von diesem Effekt größtenteils unbeeinflusst bleibt. BRENDL & TODOROVIC (2009) schlagen für ein solches Shape-Matching ein auf Dynamic Time Warping basierendes Verfahren vor, das auch in dieser Arbeit die Grundlage für die zeitliche Segmentierung bildet.

3.1 Shape-Matching mit Hilfe des Dynamic Time Warping

Beim Dynamic Time Warping (DTW) handelt es sich ursprünglich um ein Verfahren aus der Spracherkennung, dessen Ziel es ist, zwei Sequenzen $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ und $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ bestmöglich zur Deckung zu bringen. Neben den beiden Sequenzen wird außerdem eine Kostenfunktion $c(x_i, y_j)$ benötigt, die ein Maß für den Aufwand darstellt, um X und Y zur Deckung zu bringen. Gesucht ist diejenige Transformation, die von allen möglichen den geringsten Aufwand erfordert. Hierbei handelt es sich um ein Optimierungsproblem, das mit Hilfe der dynamischen Programmierung gelöst wird (MÜLLER, 2007).

Bei einem auf DTW basierenden Shape-Matching-Verfahren werden die Ränder der Segmente als Sequenzen aufgefasst und die Ähnlichkeit zweier solcher Sequenzen mit Hilfe des DTW beurteilt. Da es sich in diesem Fall zunächst um zyklische Sequenzen handelt, müssen diese in einem ersten Schritt an einer geeigneten Stelle aufgetrennt werden. Unter den beiden Annahmen, dass die Positionen der einzelnen Blätter von einer Aufnahme zur nächsten annähernd erhalten bleiben und dass auch die Form der Blätter ähnlich bleibt, werden die Segmente einer der Aufnahmen als Templates aufgefasst und über die Radiussuche in den anderen Aufnahmen mögliche Korrespondenzen zu den Templates gesucht. Nachdem für jede mögliche Korrespondenz aus den Gesamtkosten des DTW c_{DTW} und aus den Sequenzlängen n_1 und n_2 die normierten Warping-Kosten

$$\bar{c}_{DTW} = \frac{c_{DTW}}{\min(n_1, n_2)} \quad (4)$$

berechnet worden sind, kann prinzipiell das Segment mit den minimalen Kosten als gesuchte Korrespondenz ausgewählt werden. Um gleichzeitig den Effekt der Aufteilung zu beheben, werden zusätzlich die Kosten von zusammengesetzten Segmenten bestimmt und dabei nacheinander die Segmente aller Aufnahmen als Templates interpretiert. Aus der entstehenden Liste von möglichen Korrespondenzen werden anschließend die bestpassenden Korrespondenzen in einem gierigen Algorithmus ausgewählt.

3.2 Ergebnisse der zeitlichen Segmentierung

Die Ergebnisse der zeitlichen Segmentierung sind in Abb. 5 zu sehen. Neben einem erfolgreichen Tracking über die Zeit, mit Hilfe dessen alle korrespondierenden Segmente identifiziert werden können, erfolgt außerdem durch die Beseitigung von Übersegmentierungen eine Verbesserung der ursprünglichen räumlichen Segmentierung. Ebenso wie bei der rein räumlichen Segmentierung muss jedoch auch an dieser Stelle garantiert sein, dass die Ausgangssegmentierungen nicht untersegmentiert vorliegen.

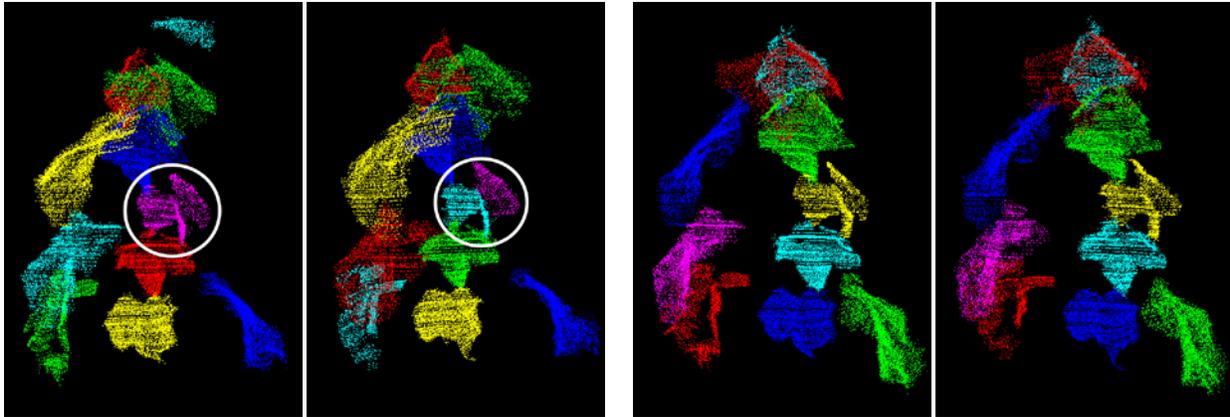


Abb. 4: Aufteilung eines Segmentes

Abb. 5: Ergebnis der zeitlichen Segmentierung

4 Zusammenfassung und Ausblick

Wir haben ein mehrstufiges, raum-zeitliches Segmentierungsverfahren vorgestellt, welches die einzelnen Organe einer Pflanze in hochverdeckten Szenen identifiziert und über die Zeit verfolgt. Ausblickend bleibt festzuhalten, dass insbesondere der oberflächenbasierte Region-Merging-Ansatz verbessert werden kann: Bislang wurde für die Modellierung der Blattoberflächen ein relativ einfaches Modell einer Fläche zweiten Grades verwendet. Bessere Ergebnisse sind zu erwarten, wenn für die Modellierung Freiformflächen wie z. B. NURBS herangezogen werden. Weiterhin bietet sich die Nutzung von Gestalt-Prinzipien an, beispielsweise die Berücksichtigung von Blattsymmetrien.

5 Literaturverzeichnis

- ALENYA, G.; DELLEN, B. & TORRAS, C. (2011): 3D modelling of leaves from color and ToF data for robotized plant measuring. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Shanghai, China, S. 3408–3414.
- BRENDEL, W. & TODOROVIC, S. (2009): Video object segmentation by tracking regions. In: IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV). Kyoto, S. 833–840.
- FELZENSZWALB, P. F. & HUTTENLOCHER, D. P. (2004): Efficient Graph-Based Image Segmentation. In: *International Journal of Computer Vision* **59** (2), S. 167–181.
- HARMENING, C. (2013): Raum-zeitliche Segmentierung von natürlichen Objekten in stark verdeckten Szenen. Masterarbeit (unveröffentlicht). Leibniz Universität Hannover, Hannover.
- KAHLEN, K. & STÜTZEL, H. (2007): Estimation of Geometric Attributes and Masses of Individual Cucumber Organs Using Three-dimensional Digitizing and Allometric Relationships. In: *J. Amer. Soc. Hort. Sci.* **132** (4), S. 439–446.
- MÜLLER, MEINARD (2007): Information Retrieval for Music and Motion. Berlin und Heidelberg: Springer.
- PAFFENHOLZ, J.-A. & HARMENING, C. (2014): Spatiotemporal monitoring of natural objects in occluded scenes. In: 4th International Conference on Machine Control & Guidance (accepted paper).