

Thomas Rath und Julio Pastrana

Mensch vs Computer: Bildverarbeitung zur Erkennung überlappender Pflanzen

Zur Lösung des Überlappungsproblems bei der computergestützten Bildanalyse von Pflanzenbeständen wurde ein dreistufiger generalisierter Lösungsansatz entwickelt, der auf der Erkennung von freien oder überlappenden Ellipsen aufbaut. Aus Passmarken („Landmarks“) dieser Ellipsen wurden Lerndatensätze entwickelt, die es ermöglichen, überlagernde Pflanzen in unbekanntem Situationen mithilfe eines ASM-Verfahrens (Active Shape Model) aus komplexen Bildern ohne Nutzung der spezifischen Farbinformation herauszufiltern. Das Verfahren wurde an überlappenden Keimpflanzen von *Nicotiana tabacum* getestet. Ein Vergleich zwischen computerbildanalytischer Erkennung und menschlicher Kognition ergab im Durchschnitt bessere Ergebnisse für die mit „Auge und Gehirn“ durchgeführte Auswertung. In einigen Fällen waren die entwickelten Algorithmen jedoch den Erkennungsergebnissen von Schulabgängern überlegen. Das entwickelte Verfahren wurde bereits zur Steuerung von Lasern für die Unkrautbekämpfung erfolgreich eingesetzt.

Schlüsselwörter

Bildverarbeitung, Überlappung, Activ-Shape-Model, Pflanzenbau

Keywords

Image processing, overlapping problem, active shape model, plant production

Abstract

Rath, Thomas and Pastrana, Julio

Human vs Computer: Image processing to detect overlapping plants

Landtechnik 67 (2012), no. 3, pp. 172–178, 11 figures, 2 tables, 20 references

In order to solve the overlapping problem that occurs when performing identification of single plants, a computer base pattern recognition system was implemented. The presented technique has 3 general steps: The recognition of overlapping or non-overlapping leaves using ellipse detection; an ellipse landmarking step that allows the creation of deformable models that define specific characteristics of the plants

and the use of ASMs (Active Shape Models) that permit the identification of plantlets in complex situation without having to use the extracted color information. This method was tested using overlapping *Nicotiana tabacum* seedlings. Furthermore, a comparison between the recognition of the computer system and the human perception shows that in average the Brain-Eye system performs better. However, there are cases where the implemented algorithm has better identification results than the identification performed by student drop-outs. The presented methodology is being used in a Laser based weed control system.

■ Computerbildverarbeitung ist die Schlüsseltechnologie zur Entwicklung und zum Einsatz autonomer Systeme. Dieses gilt sowohl für hochautomatisierte Produktionsprozesse in der industriellen Fertigung als auch für viele technische Systeme im Pflanzenbau wie z.B. die Steuerung von Maschinen, Geräten und Schleppern oder die Produktsortierung und die Qualitätskontrolle. Im Gegensatz zur industriellen Anwendung ist die Bildverarbeitung im Pflanzenbau jedoch dadurch gekennzeichnet, dass die Systeme häufig unter realen, d.h. naturnahen Bedingungen und in unbekanntem, nicht standardisierten Umgebungen agieren müssen. In **Tabelle 1** sind die daraus resultierenden Besonderheiten der Bildverarbeitung im Pflanzenbau aufgelistet.

Tab. 1

Besonderheiten der Bildverarbeitung im Pflanzenbau

Table 1: Specific characteristics of image processing in plant production

Besonderheit Specific characteristics	Ursachen Reasons
Komplexe und unterschiedliche Objekte <i>Complex and different objects</i>	natürliches Wachstum; offenes, unbek. System <i>natural growth, uncontrolled system</i>
Wechselnde Randbedingungen <i>Changing boundary conditions</i>	Wetter-/Lichteinflüsse; Freilandssystem <i>influences of weather, light and open field conditions</i>
Überlappende und unvollständige Objekte <i>Overlapped and uncomplete objects</i>	unbekannte Objktanordnung; Realsystem <i>real system with unknown object arrangements</i>

Besonders das Auftreten von überlappenden und unvollständigen Analyseobjekten führt immer wieder zu Problemen. Überlappung wird dabei so definiert, dass ein Objekt teilweise verdeckt vorliegt und es hierdurch nur unvollständig sichtbar ist [1]. Diese Problematik ist besonders in natürlichen und offenen Systemen von großer Relevanz und bisher weitgehend ungelöst. Literaturquellen der letzten Dekade belegen die Gültigkeit dieser Aussage bis heute [2-9].

Zum Themenkomplex „Überlappung im Pflanzenbau“ wurde im Rahmen eines Projektes an der Leibniz Universität Hannover an der Entwicklung von Computerbildverarbeitungs-Algorithmen gearbeitet [10]. Dabei wurde versucht, das Problem exemplarisch für sich überlappende Keimpflanzen von *Nicotiana tabacum* zu lösen und eine Verallgemeinerung der Algorithmen abzuleiten (**Abbildung 1**). Die Validierung der entwickelten Systeme erwies sich als schwierig, da keine Standardreferenz oder Vergleichsuntersuchung existierte. Es lag daher nahe, die Güte

Abb. 1



Verdeutlichung der Überlappungsproblematik am Beispiel von Keimpflanzen von *Nicotiana tabacum*
Fig. 1: Demonstration of the overlapping problem using *Nicotiana tabacum* seedlings

der Algorithmen anhand eines Vergleiches mit menschlicher „Bildverarbeitungskapazität“ zu bewerten. Die Grundlagen und Ergebnisse dieses Vergleichs werden im Folgenden vorgestellt.

Grundlagen

Bildverarbeitung bedeutet die Aufarbeitung und Verdichtung von Pixelbildern, die trotz hoher Auflösung keine numerischen Informationen beinhalten, zu informationsorientierten Datensätzen, mit denen Prozesse oder Entscheidungen gesteuert werden können. Während bei der menschlichen visuellen Wahrnehmung komplexe und noch nicht vollständig verstandene Lernvorgänge in den ersten Lebensjahren eine modellhafte Vorstellung von der umgebenden Welt generieren [11, 12], werden bei der computerbasierten Bildauswertung klar definierte Verfahren eingesetzt, um die Datenverdichtung von Bildpunkten zu Informationen zu realisieren. **Tabelle 2** stellt die Grundtypen der beteiligten Analyseprozesse dar.

Tab. 2

Bildverarbeitung zur automatischen Mustererkennung

Table 2: Image processing for pattern recognition

Analyseprozess Analytical process	Algorithmen-Beispiele Algorithm examples	Wirkung Effect
Bildmanipulation auf der Basis von Punktoperatoren <i>Image manipulation using point operators</i>	Grauwertspreizung, Schwellenwertfilterung,... <i>gray-scale enhancement, thresholding,...</i>	Kontrastverstärkung,.../enhancement,... Pixelselektion,.../pixel selection,...
Bildmanipulation auf der Basis von lokalen Operatoren <i>Image manipulation using local operators</i>	Mittelwertfilterung, Sobel-Filterung,... <i>mean operator, Sobel operator,...</i>	Eliminierung von Bildstörungen,.../image noise reduction, Kantendetektion,.../edge detection
Bildtransformation <i>Image transformations</i>	Hough-Transformation, Fourier-Transformation,... <i>Hough-Transformation, Fourier-Transformation,...</i>	selektive Bilddatenverdichtung,... Rauschreduktion,... <i>selective data reduction, noise filtering,...</i>
Merkmalsgenerierung <i>Feature selection</i>	Binarisierung, „Landmarking“... <i>binarization, landmarking, ...</i>	Vermessung von Formen, Reduktion auf Konturen,... <i>shape analysis, contour extraction,...</i>
Objekt-Modellierung <i>Object/Shape modelling</i>	Diskriminanzanalyse, „Active Shape Modelling“ (ASM),... <i>discriminant analysis, active shape modelling (ASM),...</i>	statistische Clustereinteilung... Formerkennung... <i>statistical clustering... shape recognition ...</i>

Während Bildmanipulationen im Wesentlichen der Bildverbesserung und -aufbereitung dienen, zielen Bildtransformationen, Merkmalsgenerierung und Objekt-Modellierung auf die Datenverdichtung zur Auswertung der Bilder ab [13].

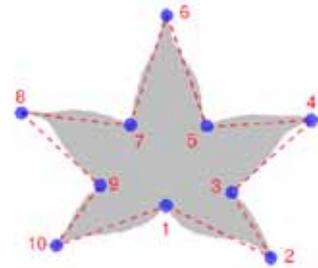
In Bezug auf die vorliegende Aufgabenstellung kommt dabei besonders dem sogenannten „Landmarking“ und der Modellierung mit ASM-Ansätzen eine wichtige Bedeutung zu. Beim „Landmarking“ wird versucht, für selektierte Bildregionen spezifische Kantenelemente herauszuarbeiten, mit denen eine Form charakterisiert werden kann. **Abbildung 2** stellt die „Landmarks“ eines Laubblattes dar. Es existieren mehrere Verfahren, diese Marken automatisch zu detektieren und in eine geordnete Reihenfolge zu bringen [14, 15]. Aus **Abbildung 2** wird ersichtlich, dass der „Landmarking“-Prozess letztendlich ein vereinfachtes Modell des vorliegenden Objektes erzeugt.

Neben dem „Landmarking“ ist für das Verständnis der entwickelten Algorithmen das sogenannte „Active Shape Modelling“ (ASM) von großer Bedeutung. Das Verfahren geht auf Arbeiten von Cootes zurück [16, 17] und ermöglicht eine statis-

tisch orientierte Mustererkennung. Dabei werden „Landmarks“ von mehreren Objekten einer Klassifikationsgruppe durch Transformationen (Verschiebung, Rotation, Skalierung) soweit wie möglich zur Überdeckung gebracht. Anschließend wird aus allen Marken ein Mittelwertdatensatz berechnet, welcher das Modell der Klassifikationsgruppe darstellt. **Abbildung 3** fasst die notwendigen Rechenschritte zusammen.

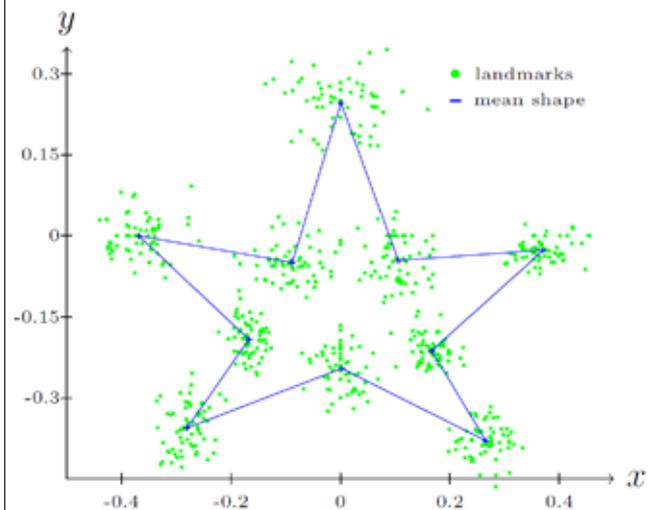
Abbildung 4 stellt ein resultierendes Mittelwertmodell dar. Dieses Verfahren wird für unterschiedliche Gruppen wieder-

Abb. 2



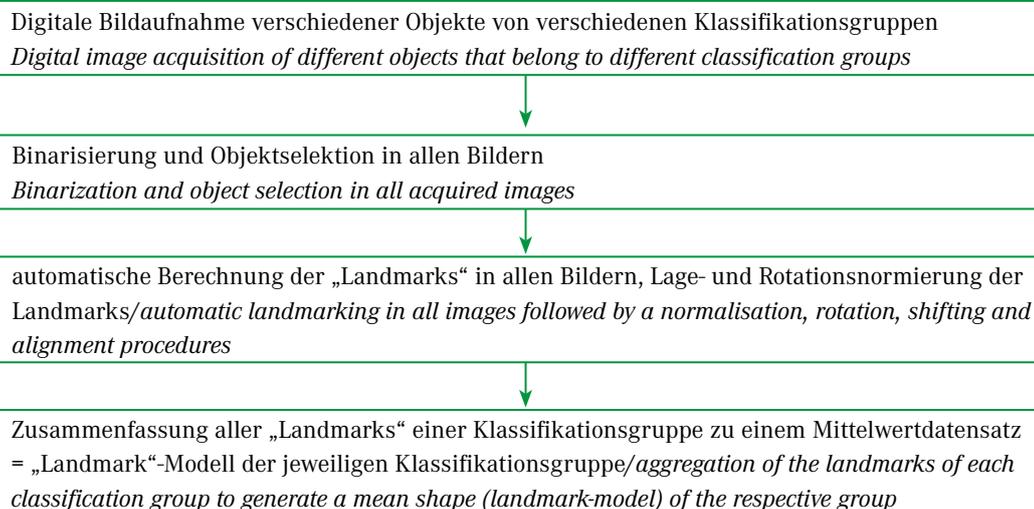
„Landmarks“ (blau) in standardisierter Reihenfolge (rote Zahlen) und daraus resultierendes Modell (rot gestrichelt) eines Amberbaumblattes (*Liquidambar styraciflua*)
 Fig. 2: Landmarks (blue) in a fixed order (red numbers) and the resulting model (red dashed line) of a sweet gum leaf *Liquidambar styraciflua*

Abb. 4



„Landmark“-Modell von Amberbaumblättern (*Liquidambar styraciflua*), grün: normierte „Landmarks“ verschiedener Amberbaumblätter; blaue Kreuze: „Landmark“-Mittelwertdatensatz; blaue Linie: Graphen zum Mittelwertdatensatz (Modell); X,Y: Ortskoordinaten
 Fig. 4: Landmark-model of a sweet gum leaf *Liquidambar styraciflua*, green: normalized landmarks of different leaves; blue crosses: landmarks that identify the mean-shape; blue line: graph of the mean-shape (model); X,Y: Cartesian coordinates

Abb. 3



Modellerstellung beim Einsatz der ASM-Methode (Active Shape Modelling)
 Fig. 3: Modelling using the ASM-method (active shape modelling)

holt. Soll ein unbekannter Datensatz einer Klassifikationsgruppe oder einem Mittelwertmodell zugeordnet werden, werden die für das unbekannte Objekt ermittelten „Landmarks“ für jede Klassifikationsgruppe so lange verschoben bzw. verbogen, bis eine 100%ige Überlagerung mit dem jeweiligen Mittelwertmodell erzielt wird. Die Bestimmung des unbekannten Objektes erfolgt schließlich durch Auswahl der Klassifikationsgruppe, bei der die für die Verbiegung der „Landmarks“ benötigte „Verbiegungsenergie“ am geringsten ist. Die Berechnung der notwendigen Verbiegungen und der dafür notwendigen Energien erfolgt auf der Basis statistisch-algebraischer Rechenverfahren. Detailinformationen finden sich bei Pastrana [18]. **Abbildung 5** fasst das prinzipielle Vorgehen zur Analyse einer unbekannt Situation mit mehreren Objekten zusammen.

Entwickelte Bildverarbeitungsalgorithmen

Zur Lösung des Überlappungsproblems beim Einsatz der Bildverarbeitung im Pflanzenbau wurde ein 3-stufiges Algorithmensystem entwickelt, welches die Überlappungsproblematik von Keimpflanzen hinreichend genau löst, gleichzeitig aber auch auf andere Situationen übertragbar ist. Es baut auf den folgenden Berechnungsstufen auf:

1. Detektion von Grundformen, die Pflanzenkompartimente ausreichend genau modellieren und trotz Überlappung noch bis zu einem gewissen Grad detektierbar sind:

Als universelle Grundform wurde die Ellipse gewählt (**Abbildung 6**). Mit ihr können sowohl strichartige als auch punktsymmetrische Strukturen und alle Zwischenformen hervorragend und gut generalisierbar abgebildet werden.

Abb. 5

Digitale Bildaufnahme der zu analysierenden Situation, Bildbinarisierung und Objektselektion, automatische „Landmark“-Berechnung für alle selektierten Objekte/*digital image acquisition of the scene, binarization and object selection, automatic landmarking für all selected objects*

Vergleich normierter „Landmarks“ der unbekannt Objekte mit den „Landmark“-Mittelwertdatensätzen aller vorher erfassten Klassifikationsgruppen/*comparison of all possible landmark sets found in the unknown scene with mean shapes of the classification groups*

Zuordnung der unbekannt Objekte jeweils zu der Klassifikationsgruppe, die die ähnlichsten „Landmark“-Konstellation aufweist (minimale „Landmark“-Verbiegungsenergie)/*assignment of each landmark set to its corresponding classification group using a minimal energy deformation heuristic*

Einsatz des ASM-Ansatzes zur Interpretation einer unbekannt Situation mit mehreren Objekten

Fig. 5: Usage of the ASM-approach to analyse an unknown situation with multiple objects

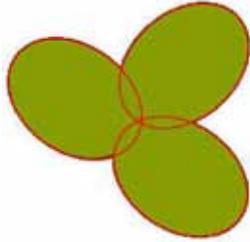
Abb. 6



Ellipsen als mächtige Modellierungs-Grundform für Pflanzen (erste Reihe v.l.: *Galium aparine*, *Amaranthus retroflexus*, *Chenopodium album*; 2. Reihe, v.l.: *Senecio vulgaris*, *Apera spica-venti*, *Beta vulgaris*)

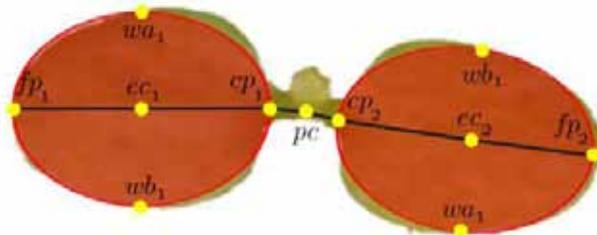
Fig. 6: Ellipses as a powerfull model to approximate palnt leaves (first row left to right: Galium aparine, Amaranthus retroflexus, Chenopodium album; 2nd row left to right: Senecio vulgaris, Apera spica-venti, Beta vulgaris)

Abb. 7



Ellipsendetektion in einem einfachen Überlappungsfall
 Fig. 7: Ellipse detection in a simple overlapping situation

Abb. 8



Ellipsen als Grundbaustein der Pflanzenerkennung – 2-blättrige Keimpflanze (*Nicotiana tabacum*) mit detektierten Ellipsen und berechneten „Landmarks“

Fig. 8: Ellipsen as a basic module in plant detection – 2-leaf seedling (*Nicotiana tanbabum*) with detected ellipses and their corresponding landmarks

Außerdem kann durch die unterschiedlichen Radien auf einfache Art und Weise eine Richtungsmodellierung erfolgen. **Abbildung 7** zeigt einige Beispiele aus dem Pflanzenbereich. Zur mathematischen Beschreibung und Detektion von Ellipsen siehe Weisstein [19] und Pastrana [18].

2. Beschreibung der Grundmuster durch „Landmarks“ und deren Zusammensetzung zu einem Gesamtobjekt: Jede Ellipse wird in dem entwickelten Modell mit 5 „Landmarks“ charakterisiert (**Abbildung 8**). Die Darstellung einer Pflanze setzt sich aus mehreren Ellipsen zusammen und erhält zusätzlich noch ein „Landmark“ im Fokuspunkt. In den vorliegenden Untersuchungen wurden Keimpflanzen mit maximal 4 Laub- bzw. Keimblättern berücksichtigt.
3. Auswahl der wahrscheinlichsten Grundmusterkombination durch ASM-Algorithmen:

Abbildung 9 stellt den entwickelten ASM-Ansatz zusammenfassend dar. Wesentlich dabei ist, dass das Zusammenetzen der Ellipsen zu einer Pflanze auf der Basis eines ASM-Konzeptes erfolgt, nachdem alle möglichen freien und überlappenden Ellipsen im Bild detektiert wurden: Aus allen möglichen Kombinationen wird diejenige ausgewählt, bei der die Verschiebungsenergie zu einer vorliegenden Modellpflanze am geringsten ist. Die notwendigen Berechnungen, Randbedingungen und Parameter werden bei Pastrana [18] beschrieben.

Abb. 9

Erstellung von „Landmark“-Modellen verschiedener Wachstumsstadien von *Nicotiana tabacum*
 Creation of landmark models of different growing stages of *Nicotiana tabacum*

Digitale Aufnahme mit anschließender Binarisierung einer unbekanntes Situation, in der eine unbekanntes Anzahl Pflanzen in unbekanntes Wachstumsstadien, teilweise überlappend vorliegen
 Digital image acquisition of an unknown scene with unknown number of plants in unknown growing stages, followed by its binarization

Identifikation möglicher Ellipsen, Berechnung der „Landmarks“
 Identification of possible ellipses, calculation of their landmarks

Berechnung aller möglichen Ellipsenkombinationen und ASM-Test jeder Kombination gegenüber den erstellten Modellen/
 caculation of all possible ellipse combinations and testing their viability to form a plant with the ASM-approach

Markierung der besten Lösung; Entfernung der zugehörigen Ellipsen und Start von vorn, solange bis alle Ellipsen verarbeitet wurden oder aus den verfügbaren Ellipsen aufgrund zu hoher ASM-Energie keine Pflanzen mehr gebildet werden können/
 selection of the best solution; deleting the corresponding ellipses and repeating the algorithm until there are no ellipses available or the deformation energy is too high

Algorithmus zur Pflanzendetektion auf ASM-Basis
 Fig. 9: Algorithm to detect plants based on an ASM-approach

Durchgeführte Versuche und Anwendungen

Die entwickelten Algorithmen wurden erfolgreich an verschiedenen Realszenarien getestet. Dabei wurden Aussaaten von *Nicotiana tabacum* mit unterschiedlichen Überlappungsgraden bildanalytisch ausgewertet. Die Erfolgsquote im Hinblick auf richtig erkannte Pflanzen lag je nach Überlappungsgrad und Pflanzenkonstellation zwischen 100 und 25 %. Diese Ergebnisse sind als sehr gut zu bewerten, da in den Szenarien partielle Überlappungen von über 30 % enthalten waren. Bei gegenseitigen Überlappungen von 50 % ist eine Detektion theoretisch nicht mehr möglich, da sich die Objekte dann vollkommen überlagern. Die beschriebenen Algorithmen wurden ferner in einem Projekt zur lasergestützten Unkrautbekämpfung zur Steuerung der Zielpositionsfindung mit hoher Treffergenauigkeit eingesetzt [20].

Da in den beschriebenen Anwendungsfällen die Güte des Verfahrens immer in hohem Maße von der Zufälligkeit der durch natürliches Wachstum entstehenden Überlappung abhing, wurden in einem weiteren Experiment die entwickelten Algorithmen an halbrealen Überlappungssituationen getestet und zusätzlich mit menschlicher Erkennungsfähigkeit verglichen. Hierzu wurden Aufnahmen von 16 unterschiedlichen realen Einzelpflanzen (*Nicotiana tabacum*) bildanalytisch so überlagert, dass in verschiedenen Szenarien definierte Überlappungsgrade zwischen 0 und 32 % entstanden (6 verschiedene Szenarien pro Überlappungsgrad) (**Abbildung 10**). Diese Szenarien wurden vollautomatisch mit den entwickelten Algorithmen analysiert. Gleichzeitig erfolgte die Analyse durch zwei verschiedene Personengruppen. Zum einen Akademiker über 25 Jahre, die ihren Hochschulabschluss im Bereich des Pflanzenbaues absolviert hatten, zum anderen 15- bis 16-jährige Schüler, die dem Abschlussjahrgang einer Förderschule mit Förderschwerpunkt Lernen angehörten. In beiden Fällen wurden den Probanden zuerst Schwarz-Weiß-Bilder der möglichen Einzelpflanzen gezeigt, sodass sie sich ein Bild von den nicht überlappenden Ausgangspflanzen machen konnten. Anschließend wurden ihnen 8 unterschiedlich schwierige Überlappungsszenarien mit jeweils definierten Überlappungen auf S-W-Kopien zur Verfügung gestellt (**Abbildung 10**). Die Probanden sollten die zusammengehörigen Pflanzen markieren. Zur Bearbeitung der Aufgabe gab es kein Zeitlimit.

Abb. 10



Testszenerien (Auswahl) zur Überprüfung der Algorithmgüte mit 0, 1 und 32 % Überlappung (v. l. n. r.)

Fig. 10: Examples of test scenarios for the evaluation of the algorithm accuracy with 0, 1 and 32 % (from left to right) overlapping area

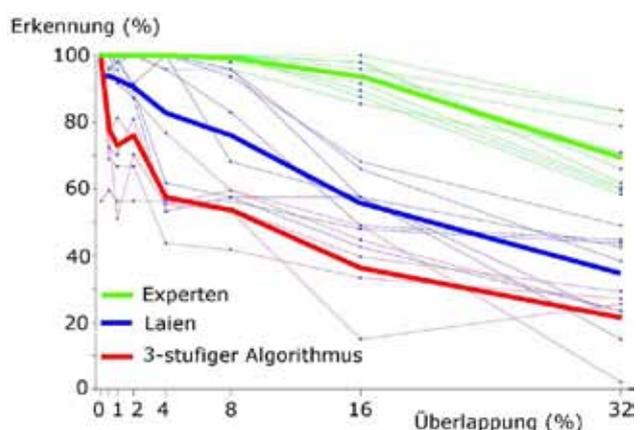
Die Auswertung der Versuche erfolgte sowohl bei der Computerbildanalyse als auch bei den Probanden nach einem festen Schema:

1. Für jede korrekt detektierte Pflanze wurde für jedes Blatt ein Punkt vergeben.
2. Für erkannte Blätter, die aber nicht zur Bildung einer Pflanze herangezogen wurden, wurde kein Punkt vergeben.
3. Wurden die Blätter einer Pflanze alle richtig detektiert, aber falschen Pflanzen zugeordnet, wurde für jedes der Pflanze richtig zugeordnete Blatt ein Punkt vergeben und für jedes der falschen Pflanze zugeordnete Blatt ein Punkt abgezogen.
4. Wurde ein Blatt mit mehr als einer Ellipse detektiert und diese Ellipsen falschen Pflanzen zugeordnet, wurde für jede falsche Pflanze ein Punkt abgezogen.
5. Der Erkennungswert ergab sich aus $(\text{Punktesumme} / \text{Gesamtanzahl Blätter}) \cdot 100 [\%]$.

Ergebnisse

Abbildung 11 stellt die erzielten Ergebnisse grafisch dar. Die einzelnen dünnen Linien stellen die Werte der unterschiedlichen Probanden bzw. Durchläufe des Computerprogramms dar. Die fett markierten Linien präsentieren den jeweiligen Mittelwert der Gruppe. Es wird ersichtlich, dass der Erfolg der Computeralgorithmen deutlich vom jeweiligen Szenario abhängt. Besonders bei leichteren Überlappungen scheinen die Algorithmen sehr anfällig zu sein. Dieser Trend reduziert sich jedoch bei stärkeren Überlagerungen der Testpflanzen. Geht man davon aus, dass in der Praxis die Überlappungen unter 10 % liegen, erzielt das computergestützte Verfahren fast immer sehr gute Werte von über 50 %, ohne dass es vorher in irgendeiner Weise auf die vorliegende Situation angepasst wurde.

Abb. 11



Identifikationserfolg der automatischen Analyse mittels Bildverarbeitung im Vergleich zum Einsatz menschlicher Intelligenz
 Fig. 11: Accuracy of the automatic identification procedure with image processing in comparison with human intelligence

Der Vergleich der Erfolgsquote bei der Erkennung zeigt, dass in allen Fällen die mit den Sachzusammenhängen vertrauten Akademiker deutlich bessere Erkennungsergebnisse erzielten. Im Gegensatz zum Computer waren sie bis zu einer Überlappung von 8 % in der Lage, die Aufgaben fehlerfrei zu bewältigen. Etwas anders sah es bei den Schulabgängern aus: Innerhalb dieser Testgruppe waren große Schwankungen hinsichtlich des Erkennungserfolgs zu verzeichnen, was mit einer inhomogenen Klassenstruktur zu erklären war. Im Durchschnitt lösten die Schulabgänger die Aufgabenstellung besser als der Computer, jedoch war in Einzelfällen der Computer den Personen überlegen, sodass bei den entwickelten Verfahren durchaus von einem intelligenten System gesprochen werden kann. Hinzu kommt noch, dass in den meisten Fällen der Computer eine kürzere Bearbeitungszeit als die Personen benötigte.

In weiteren Entwicklungen wurden die Algorithmen in die 3-Dimensionalität übertragen. Anstelle der Ellipsen konnten dabei Ellipsoide eingesetzt werden und alle zweidimensionalen Algorithmen konnten auf den 3-dimensionalen Fall erweitert werden. Da eine Überlappung von Objekten im 3-dimensionalen Raum nicht möglich ist, wurde das System an Tomografieaufnahmen von überlappenden Porengängen in Substraten erfolgreich getestet. Aufgrund der fehlenden Visualisierungsmöglichkeit war eine personengebundene Lösung der Aufgabenstellung nicht möglich, sodass hier die entwickelten Algorithmen in jedem Fall der menschlichen Kognition überlegen waren.

Schlussfolgerungen

Das Überlappungsproblem bei pflanzenbaulich orientierter Bildverarbeitung konnte zum ersten Mal, zumindest in Ansätzen generalisiert, überwunden werden. Hierbei wurden auf Ellipsen und ASM-Methoden aufbauende Algorithmen entwickelt, die an realen Situationen erfolgreich getestet wurden. Das System wurde bereits mit hoher Funktionalität zur Steuerung eines Lasersystems eingesetzt. Verbesserungen sind noch im Bereich der Ergebnisstabilität und -konstanz notwendig. Weitere Optimierungen lassen erwarten, dass sich die Anwendungsgüte auf jeden Fall noch steigern lässt.

Der Vergleich mit menschlicher Intelligenz ergab im Durchschnitt eine geringere Erkennungsgüte des Computersystems. In Einzelfällen waren allerdings die Bildverarbeitungs-Algorithmen den Testpersonen überlegen, sodass bei komplexen und schwer zu analysierenden Situationen von intelligentem Problemlösungsverhalten ausgegangen werden kann. Die entwickelten Ansätze können aufgrund der prinzipiell guten Generalisierbarkeit im Pflanzenbau voraussichtlich im Bereich der automatisierten Obst- und Gemüseernte, aber auch in der Steuerung von Pflanzenschutzmaßnahmen oder Anbaugeräten eingesetzt werden. Eine vollautomatische Produktion auch in selektiven und komplexen Situationen scheint damit mehr und mehr in den Bereich des Möglichen zu gelangen.

Literatur

- [1] Farlex, I. (2010): The Free Dictionary – Dictionary, Encyclopedia and Thesaurus. <http://www.thefreedictionary.com>, 01.09.2010
- [2] Hemming, J. & Rath, T. (2001): Computer-Vision-based Weed Identification under Field Conditions using Controlled Lighting. *Journal of Agricultural Engineering Research* 78(3), pp. 233–243
- [3] Brosnan, T. & Sun, D.-W. (2002): Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems – a review. *Computers and Electronics in Agriculture* 36(2-3), pp. 193–213
- [4] Henten, E. J. V.; Tuijl, B. A. J. V.; Hemming, J.; Kornet, J. G.; Bontsema, J.; Os, E. A. V. (2003): Field test of an autonomous cucumber picking robot. *Biosystems Engineering* 86(3), pp. 305–313
- [5] Philipp, I.; Nordmeyer, H.; Rath, T. (2007): Comparison of Vision Based and Manual Weed Mapping in Sugar Beet. *Biosystems Engineering* 98, pp. 17–25, <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2007.06.009>
- [6] Tanigaki, K.; Fujiura, T.; Akase, A.; Imagawa, J. (2008): Cherry-harvesting robot. *Computers and Electronics in Agriculture* 63(1), pp. 65–72.
- [7] Rath, T.; Kawollek, M. (2009): Robotic harvesting of *Gerbera Jamesonii* based on detection and three-dimensional modeling of cut flower pedicels. *Computers and Electronics in Agriculture* 66 (2009), pp. 85–92, <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2008.12.006>
- [8] Hayashi, S.; Shigematsu, K.; Yamamoto, S.; Kobayashi, K.; Kohno, Y.; Kamata, J.; Kurita, M. (2010): Evaluation of a strawberry-harvesting robot in a field test. *Biosystems Engineering* 105(2), pp. 160–171.
- [9] De-An, Z.; Jidong, L.; Wei, J.; Ying, Z.; Yu, C. (2011): Design and control of an apple harvesting robot. *Biosystems Engineering*. In Press, Corrected Proof, – de Berg, M.; van Kreveld, M.; Overmars, M.; Schwarzkopf, O. (2000): *Computational Geometry: Algorithms and Applications*. Springer-Verlag, second edition
- [10] Pastrana, J.; Rath, T. (2008): Vision based plant recognition under overlapping situations. *Bornimer Agrartechnische Berichte* 62, S. 16–23
- [11] Culham, J.; He, S.; Dukelow, S.; Verstraten, F. A. J. (2001): Visual motion and the human brain: what has neuroimaging told us? *Acta Psychologica* 107(1-3), pp. 69–94
- [12] Diamant, E. (2008): Unveiling the mystery of visual information processing in human brain. *CoRR*, abs/0807.0337.
- [13] Rath, T. (2001): Computerbildanalyse im Gartenbau, KTBL-Arbeitsblatt 0701, S. 1–7
- [14] Daeho, L.; Seung-Gwan, L. (2010): Polygonal approximation of digital curves to preserve original shapes. *[ETRI] ETRI Journal* 32(4), pp. 630–633
- [15] Loncaric, S. (1998): A survey of shape analysis techniques. *Pattern Recognition* 31(8), pp. 983–1001
- [16] Cootes, T. F.; Taylor, C. J.; Cooper, D. H.; Graham, J. (1995): Active shape models – their training and application. *Computer Vision and Image Understanding* 61(1), pp. 38–59
- [17] Cootes, T.; Taylor, C. (2004): *Statistical Models of Appearance for Computer Vision*. Technical Report M13 9PT, Imaging Science and Biomedical Engineering, University of Manchester, http://www.isbe.man.ac.uk/~bim/Models/app_models.pdf. 01.09.2010
- [18] Pastrana, J. (2012): Active shape models with focus on overlapping problems applied to plant detection and soil pore analysis. PhD-Thesis. Leibniz Universität Hannover, Naturwissenschaftliche Fakultät
- [19] Weisstein, E. W. (2010): Ellipse. *MathWorld – A Wolfram Web Resource*, <http://mathworld.wolfram.com/Ellipse.html>, 01.06.2010
- [20] Marx, C.; Pastrana Perez J. C.; Hustedt, M.; Barcikowski, S.; Haferkamp, H.; Rath, T. (2012): Untersuchungen zur Absorption von Laserstrahlung zur Unkrautbekämpfung. *Landtechnik* 67(2), S. 95–101

Autoren

Prof. Dr. Thomas Rath ist Leiter des Fachgebiets Biosystem- und Gartenbautechnik im Institut für Biologische Produktionssysteme der Leibniz Universität Hannover, Herrenhäuser Str. 2, 30419 Hannover, E-Mail: rath@bgt.uni-hannover.de

Dr. Julio César Pastrana Peréz arbeitet dort als wissenschaftlicher Mitarbeiter im Bereich Bildverarbeitung und Robotics.