

Reihe 10

Informatik/  
Kommunikation

Nr. 870

Dipl.-Ing. Sebastian Haug,  
Stuttgart

## Plant Classification and Position Estimation for Autonomous Field Robots



**Institut für Informationsverarbeitung**  
[www.tnt.uni-hannover.de](http://www.tnt.uni-hannover.de)

<https://doi.org/10.51201/0013166870100-1>



# **Plant Classification and Position Estimation for Autonomous Field Robots**

Von der Fakultät für Elektrotechnik und Informatik  
der Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover  
zur Erlangung des akademischen Grades

**Doktor-Ingenieur**

(abgekürzt: Dr.-Ing.)

genehmigte

**Dissertation**

von Herrn

**Dipl.-Ing. Sebastian Alexander Haug**

geboren am 24. Oktober 1986 in Stuttgart

2020

**Hauptreferent:** Prof. Dr.-Ing. Jörn Ostermann  
**Korreferent:** Prof. Dr.-Ing. Holger Blume  
**Vorsitzender:** Prof. Dr.-Ing. Bodo Rosenhahn

**Tag der Promotion:** 4. August 2020

# Fortschritt-Berichte VDI

Reihe 10

Informatik/  
Kommunikation

Dipl.-Ing. Sebastian Haug,  
Stuttgart

Nr. 870

Plant Classification and  
Position Estimation for  
Autonomous Field Robots



**Institut für Informationsverarbeitung**  
www.tnt.uni-hannover.de

Haug, Sebastian

## **Plant Classification and Position Estimation for Autonomous Field Robots**

Fortschr.-Ber. VDI Reihe 10 Nr. 870. Düsseldorf: VDI Verlag 2020.

164 Seiten, 85 Bilder, 15 Tabellen.

ISBN 978-3-18-387010-3, ISSN 0178-9627,

€ 62,00/VDI-Mitgliederpreis € 55,80.

**Keywords:** Computer Vision – Machine Learning – Precision Agriculture – Robotics – Plant Classification – Plant Position Estimation – Weed Control

This work presents new approaches to plant classification and plant position estimation to enable field robot based precision agriculture. The developed methods are designed for challenging real world field situations with small crop plants, presence of close-to-crop weed and overlap of plants. The plant classification system is able to distinguish two or more plant classes in field images without the need for error-prone plant or leaf segmentation. The plant position estimation pipeline solves the generic problem of determining the position of both crop and weed plants only from image data. The combination of both methods allows field robots to autonomously determine the type and position of plants in the field to realize precision agriculture tasks such as single plant weed control. Experiments with a field robot prove the applicability of the presented methods for challenging field scenarios encountered for example in organic vegetable farming.

### **Bibliographische Information der Deutschen Bibliothek**

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliographische Daten sind im Internet unter [www.dnb.de](http://www.dnb.de) abrufbar.

### **Bibliographic information published by the Deutsche Bibliothek**

(German National Library)

The Deutsche Bibliothek lists this publication in the Deutsche Nationalbibliographie (German National Bibliography); detailed bibliographic data is available via Internet at [www.dnb.de](http://www.dnb.de).

© VDI Verlag GmbH · Düsseldorf 2020

Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdruckes, der auszugsweisen oder vollständigen Wiedergabe (Fotokopie, Mikrokopie), der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen, im Internet und das der Übersetzung, vorbehalten.

Als Manuskript gedruckt. Printed in Germany.

ISSN 0178-9627

ISBN 978-3-18-387010-3

<https://doi.org/10.51202/9783186870100-1>

Generiert durch IP '18.116.38.132', am 03.05.2024, 03:42:22.

Das Erstellen und Weitergeben von Kopien dieses PDFs ist nicht zulässig.

# Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Doktorandenzeit in der Forschung und Vorausbildung der Robert Bosch GmbH und des Instituts für Informationsverarbeitung an der Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Professor Dr.-Ing. Jörn Ostermann für die Betreuung meiner Arbeit und die Übernahme des Hauptreferats. Seine konstruktiven und wertvollen Anregungen in unseren Rücksprachen sowie seine Unterstützung trugen maßgeblich zum Erfolg der Arbeit bei.

Herrn Professor Dr.-Ing. Holger Blume möchte ich für die Gespräche zu meiner Arbeit und die Übernahme des Korreferats danken. Herrn Professor Dr.-Ing. Bodo Rosenhahn danke ich für die Übernahme des Vorsitzes.

Insbesondere möchte ich Herrn Dr. rer. nat. Peter Biber für die Betreuung meiner Doktorandenzeit bei Bosch, seine Unterstützung und die fachlichen Diskussionen danken. Herrn Dr. rer. nat. Klaus Marx danke ich für seine Förderung und dass ich in der Abteilung Future Systems Consumer Goods als Doktorand arbeiten konnte.

Allen meinen Kollegen und Kolleginnen bei Bosch gilt mein Dank für die gute Zusammenarbeit und die kluge Zeit. Weiterhin danke ich den Kollegen am Institut für Informationsverarbeitung der Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover für den fachlichen Austausch und die interessanten Diskussionen während meiner Besuche und der Klausurtagung des Instituts.

Nicht zuletzt möchte ich allen Mitarbeitern des öffentlich geförderten Projekts Remote-Farming<sup>1</sup> danken: Die gemeinsamen Tage auf dem Feld während der Datenaufnahmen und den zahlreichen Feldtests waren erlebnisreich und legten die Datengrundlage für diese Arbeit und gemeinsame Publikationen. Ebenso danke ich allen Studierenden, die ich während meiner Doktorandenzeit betreuen durfte, für ihre Arbeit und Mitwirkung.

Mein spezieller Dank gilt meiner Familie und meinen Freunden für die Unterstützung und motivierenden Worte in den vergangenen Jahren auf dem Weg zum Abschluss meiner Arbeit.





# Contents

<b>Symbols and Abbreviations</b>	<b>VII</b>
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
1.1 Scope	2
1.2 Related Work	3
1.3 Contributions of the Thesis	4
1.4 Structure of the Thesis	6
<b>2 Background: Computer Vision and Machine Learning</b>	<b>9</b>
2.1 Computer Vision	9
2.2 Machine Learning	13
2.3 Summary	23
<b>3 Multispectral Image Acquisition and Vegetation Segmentation</b>	<b>24</b>
3.1 Multispectral Field Image Acquisition	24
3.2 Vegetation Segmentation	30
3.3 Summary	38
<b>4 Plant Classification</b>	<b>40</b>
4.1 Related Work	41
4.2 Novel Plant Classification Pipeline	48
4.3 Offline Pipeline Training Steps	60
4.4 Evaluation Criteria	63
4.5 Parameter Selection	63
4.6 Summary	69
<b>5 Plant Position Estimation</b>	<b>70</b>
5.1 Related Work	71
5.2 Novel Plant Position Estimation Pipeline	76
5.3 Training Phase	82
5.4 Evaluation Criteria	85
5.5 Parameter Selection	87
5.6 Summary	95
<b>6 Experimental Results and Discussion</b>	<b>96</b>
6.1 Data Acquisition Robot and Dataset Properties	96
6.2 Evaluation and Discussion of the Plant Classification Method	105

6.3	Evaluation and Discussion of the Plant Position Estimation Method . . . . .	117
6.4	Combined System for Weed Control . . . . .	125
6.5	Summary . . . . .	128
<b>7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>129</b>
<b>A</b>	<b>Additional Results</b>	<b>133</b>
A.1	Results for the Crop Weed Field Image Dataset . . . . .	133
A.2	Plant Classification Parameter Selection for Dataset B . . . . .	134
A.3	Plant Position Estimation Parameter Selection for Dataset B . . . . .	136
	<b>Bibliography</b>	<b>139</b>

# Symbols and Abbreviations

## Symbols

$I$	Image
$h, w$	Height ( $h$ ) and width ( $w$ ) of an image
$u, v$	Image pixel coordinates (origin in upper left corner)
$p$ or $p_{u,v}$	Image pixel, $u$ and $v$ determine the coordinates
$P$	Image patch
$w_{\text{size}}$	Size of a square image patch
$w_{\text{stride}}$	Stride of image patches for example in a sliding window
$x, y, z$	Right handed coordinate system axis in 3D
$\sigma$	Standard Deviation
$\sigma^2$	Variance
$\mu$	Mean

## Machine Learning

$C_i$	Class $i$
$\mathcal{C}$	Set of all classes $C_i$
$f_i$	Feature $i$
$\mathbf{f}$	Feature vector
$l$	Label
$g$	Ground truth label
$\mathbf{s}$	Normalized score vector: $\sum s_i = 1$

## Vegetation Segmentation

$I_{\text{NDVI}}$	NDVI image
$\kappa$	Scaling factor for NIR intensities
$t_{\text{otsu}}$	Vegetation segmentation threshold
$t_{\text{area}}$	Minimal blob size threshold
$t_{\text{nir}}$	Minimal NIR intensity threshold
$I_{\text{NDVI masked}}$	Vegetation segmented NDVI image

*Plant Classification*

$k_i$	Keypoint, describes a pixel location $(u_i, v_i)$
$\mathcal{K}$	Set of all keypoints $k_i$
$\mathcal{N}$	Set of neighboring keypoints, 8-connected neighborhood
$\mathcal{N}^+$	Extended neighborhood
$\lambda$	Smoothing parameter
$L$	Labeling, i.e. a specific configuration of labels $[l]$
$\hat{L}$	Smoothed labeling
$\hat{l}$	Smoothed label $l$
$\hat{L}_{\text{interp}}$	Smoothed labeling interpolated to full image

*Plant Position Estimation*

$s$	Stem score (0.0 $\rightarrow$ no stem, 1.0 $\rightarrow$ stem)
$\mathbf{S}$	Stem score matrix
$\hat{\mathbf{S}}$	Smoothed stem score matrix
$d_{\text{border}}$	Size of border around ground truth stems (Chebyshev distance)
$d_{\text{max}}$	Maximum Chebyshev distance of positive samples from stem
$d_{\text{step}}$	Sampling step size for positive patches in window of size $2 \cdot d_{\text{max}}$
$\mathbf{g}$	Ground truth stem position at pixel coordinates $(u_g, v_g)$
$\mathbf{p}$	Detected stem position at pixel coordinates $(u_p, v_p)$
$\gamma$	Stem detection threshold
$k_{\text{smooth}}$	Smoothing kernel size
$k_{\text{non\_max}}$	Non-maximum suppression kernel size

**Mathematical Notation**

$x$	Scalar
$\mathbf{x}$	Vector $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ with $n$ elements
$\mathbf{x}^T$	Column vector: $\mathbf{x}^T = [x_1; x_2; \dots; x_n]$
$x_i$	$i$ -th element of column vector $\mathbf{x}$
$\mathbf{X}$	Matrix $\mathbf{X}$
$\mathbf{X}^{-1}$	Inverse of matrix $\mathbf{X}$
$\mathbf{x}_i$	$i$ -th row of matrix $\mathbf{X}$ written as row vector
$x_{i,j}$	Scalar located at $i$ -th row and $j$ -th column of matrix $\mathbf{X}$
$\text{argmin}_\phi f(x \phi)$	Argument $\phi$ for which the function $f(x)$ is minimal
$[i]$	Floor (i.e. next lower integer value) of $i$
pp	Percentage Point

## **Abbreviations**

ASIC	<u>A</u> pplication <u>S</u> pecific <u>I</u> ntegrated <u>C</u> ircuit
CCD	<u>C</u> harge- <u>C</u> oupled <u>D</u> evice
CPU	<u>C</u> entral <u>P</u> rocessing <u>U</u> nit
CRF	<u>C</u> onditional <u>R</u> andom <u>F</u> ield
CWFID	<u>C</u> rop <u>W</u> eed <u>F</u> ield <u>I</u> mage <u>D</u> ataset
DB	<u>D</u> atab <u>a</u> se
DVI	<u>D</u> ifference <u>V</u> egetation <u>I</u> ndex
EGI	<u>E</u> xcess <u>G</u> reen <u>I</u> ndex
FA	<u>F</u> alse <u>A</u> larm
FFT	<u>F</u> ast <u>F</u> ourier <u>T</u> ransform
FPGA	<u>F</u> ield <u>P</u> rogrammable <u>G</u> ate <u>A</u> rray
GPS	<u>G</u> lobal <u>P</u> ositioning <u>S</u> ystem
GPU	<u>G</u> raphics <u>P</u> rocessing <u>U</u> nit
HSI	<u>H</u> ue <u>S</u> aturation <u>I</u> ntensity
LDA	<u>L</u> inear <u>D</u> iscriminant <u>A</u> nalysis
LIDAR	<u>L</u> ight <u>D</u> etection <u>A</u> nd <u>R</u> anging
MRF	<u>M</u> arcov <u>R</u> andom <u>F</u> ield
NDI	<u>N</u> ormalized <u>D</u> ifference <u>I</u> ndex
NDVI	<u>N</u> ormalized <u>D</u> ifference <u>V</u> egetation <u>I</u> ndex
NIR	<u>N</u> ear- <u>I</u> nfrared
PCA	<u>P</u> rincipal <u>C</u> omponent <u>A</u> nalysis
RF	<u>R</u> andom <u>F</u> orest
RGB	<u>R</u> ed <u>G</u> reen <u>B</u> lue
RTK GPS	<u>R</u> eal <u>T</u> ime <u>K</u> inematic <u>G</u> lobal <u>P</u> ositioning <u>S</u> ystem
SIFT	<u>S</u> cale <u>I</u> nvariant <u>F</u> eature <u>T</u> ransform
SLAM	<u>S</u> imultaneous <u>L</u> ocalization <u>A</u> nd <u>M</u> apping
SSM	<u>S</u> ite <u>S</u> pecific <u>M</u> anagement
SVM	<u>S</u> upport <u>V</u> ector <u>M</u> achine
UV	<u>U</u> ltra <u>V</u> iolet
VI	<u>V</u> egetation <u>I</u> ndex
VSLAM	<u>V</u> isual <u>S</u> imultaneous <u>L</u> ocalization <u>A</u> nd <u>M</u> apping

# Abstract

Agricultural robots which perceive and understand the field situation enable new, more ecological and sustainable precision agriculture processes. Especially in organic or vegetable crops weed is a major cost source, both through yield loss and when weed control is performed. However, plant classification and position estimation in such high value crops is especially challenging in early growth stage since the crop is typically still small, close-to-crop weed plants of all sizes appear and severe overlap of plants is present.

This thesis presents a new plant classification system and a novel plant position estimation pipeline to enable precision agriculture with field robots. Additionally, a camera system and a vegetation segmentation method are developed. The combined system is finally integrated into a field robot and evaluated in a commercial organic carrot farm.

The novel plant classification system is able to distinguish two or more plant classes in vegetation segmented field images without the need for error-prone plant or leaf segmentation. Feature extraction and supervised classification of overlapping image patches allow the pipeline to handle overlap of plants and irregular shaped leaves. The newly introduced smoothing and interpolation steps compensate the loss of spatial output precision of previously known cell-based methods and ensure a full per-pixel labeled plant classification output image.

The presented plant position estimation pipeline applies a sliding window-based classification approach combined with non-maximum suppression to determine plant stem positions. The pipeline solves the generic problem of determining the position of both crop and weed plants in images only. No additional data such as GPS or crop row information is required. The proposed solution has the advantage that it is applicable to real world field images and not only controlled lab or greenhouse setups. The output plant position estimates are not only suitable for weed control, but also for crop counting and other precision agriculture tasks.

In experiments with the custom built field robot the applicability of the presented methods is proven. In combination with a weed regulation module and the Bonirob field robot, single plant organic weed control in commercial carrot farms is demonstrated.

**Keywords:** Computer Vision, Machine Learning, Agriculture, Robotics, Plant Classification, Plant Position Estimation, Weed Control

# Kurzfassung

Agrarroboter, welche die Feldsituation verstehen, ermöglichen umweltfreundlichere und nachhaltigere Präzisionslandwirtschaft. Insbesondere beim Anbau von Bio- oder hochwertigen Nahrungsmitteln ist Unkraut ein Hauptkostentreiber, sowohl durch Ernteeinbußen als auch durch die Kosten der Unkrautregulierung. Jedoch gerade bei hochwertigen Nahrungsmitteln ist eine automatische Klassifikation und Positionsschätzung in frühem Wachstumsstadium herausfordernd: Nutzpflanzen sind typischerweise noch klein, Unkraut tritt in allen Größen und direkt neben Nutzpflanzen auf. Darüber hinaus kann starke Überlappung von Pflanzen oder Pflanzenteilen vorliegen.

Diese Arbeit stellt ein neues Pflanzenklassifikationssystem und eine neue Methode zur Pflanzenpositionsschätzung vor. Ziel ist Präzisionslandwirtschaft mit Feldrobotern zu ermöglichen. Zusätzlich werden ein Kamerasystem und eine Methode zur Vegetationssegmentierung entwickelt. Abschließend wird das Gesamtsystem in einen Feldroboter integriert und in einer kommerziellen Bio-Karottenfarm evaluiert.

Das entwickelte Pflanzenklassifikationssystem kann zwei oder mehr Pflanzenarten in vegetationssegmentierten Bildern unterscheiden; die fehleranfällige und in verwandten Arbeiten oft benötigte Pflanzen- oder Blattsegmentierung ist hier nicht erforderlich. Merkmalsextraktion und überwachte Klassifikation erfolgt auf überlappenden Bildausschnitten. Dies erlaubt dem System die Verarbeitung von Überlappungen und von Blättern mit unregelmäßiger Form. Die neuen Glättungs- und Interpolationsschritte verhindern den Präzisionsverlust bereits bekannter zellbasierter Methoden und stellen gleichzeitig die Ausgabe eines kompletten Pflanzenklassifikationsbildes sicher.

Die entworfene Methode zur Schätzung von Pflanzenpositionen nutzt ein Klassifikationsverfahren auf Bildausschnitten mit Nichtmaxima-Unterdrückung. Das System löst das generische Problem, die Position von Unkraut und Nutzpflanze zu bestimmen. Es werden außer dem Bild keine zusätzlichen Informationen wie GPS oder Ort der Pflanzenreihe benötigt. Die entwickelte Lösung hat den Vorteil, dass sie auf Feldbilder anwendbar ist und nicht nur in kontrollierten Labor- oder Gewächshausumgebungen funktioniert. Die Positionsausgabe ist über Unkrautregulierung hinaus auch für das Zählen von Pflanzen und andere Methoden der Präzisionslandwirtschaft anwendbar.

Versuche mit dem entsprechend gebauten Feldroboter BoniRob zeigen die Anwendbarkeit des Systems. In Kombination mit einem Unkrautregulierungswerkzeug wird die Regulierung einzelner Unkräuter in einer Bio-Karottenfarm erfolgreich demonstriert.

**Stichworte:** Bildverarbeitung, Maschinelles Lernen, Landwirtschaft, Robotik, Pflanzenklassifikation, Pflanzenpositionsschätzung, Unkrautregulierung

