
**17. und 18. Workshop
Computer-Bildanalyse in der
Landwirtschaft**

***Computerised Image Analysis
In Agriculture***

**05. Mai 2011 Stuttgart
09. Mai 2012 Osnabrück**

Bornimer Agrartechnische Berichte
Heft 78

Potsdam-Bornim / Stuttgart 2011 / Osnabrück 2012

Herausgeber:

Leibniz-Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V.
Max-Eyth-Allee 100
14469 Potsdam-Bornim
☎ (0331)-5699-0
Fax.: (0331)-5699-849
E-mail: atb@atb-potsdam.de
Internet: <http://www.atb-potsdam.de>

August 2012

Redaktion:

Prof. Dr. habil. Manuela Zude
Dr. Martin Weis
Prof. Dr. Arno Ruckelshausen

Typografische Gestaltung:

Andrea Gabbert

Herausgegeben vom Leibniz-Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V. (ATB) mit Förderung durch den Bund (Bundesministerium für Ernährung, Landwirtschaft und Verbraucherschutz BMELV), das Land Brandenburg (Ministerium für Wissenschaft, Forschung und Kultur MWFK).

Für den Inhalt der Beiträge zeichnen die Autoren verantwortlich.

Eine Weiterveröffentlichung von Teilen ist unter Quellenangabe und mit Zustimmung des Leibniz-Instituts für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V. möglich.

ISSN 0947-7314

© Leibniz-Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V., 2012

Inhaltsverzeichnis	Seite
	<i>page</i>
Grußwort	5
Automatisches Erfassen von Pflanzenhöhen mittels 3D-Erkennung <i>André Kunz, Bernhard Lang</i>	7
Mustererkennung zur Detektion von Rehkitzen in Thermalbildern <i>Martin Israel, Stephan Evers</i>	20
Untersuchungen zur automatisierten Unkrauterkennung in Kulturpflanzenbeständen mit Hilfe des Sensorsystems MiniVeg® <i>Roland Gerhards, Martin Weis, Christoph Gutjahr, Jürgen Schulz, Hans Janker</i>	29
Hyperspektrale Bildanalyse zur Erfassung von Blattkrankheiten der Zuckerrübe <i>Anne-Katrin Mahlein, Ulrike Steiner, Heinz-Wilhelm Dehne, Erich-Christian Oerke</i>	41
Messung von Feuchtigkeitsvariationen bei Pflanzenblättern am Beispiel von Brokkoli auf Basis eines NIR Hyperspectral Imaging Systems <i>Marius Thiel, Thomas Rath, Arno Ruckelshausen</i>	48
Simulation landwirtschaftlicher Online-Sensorik mit Hilfe abbildender Hyperspektraldaten <i>Holger Lilienthal, Nicole Richter, Thomas Jarmer, Bastian Siegmann, Thomas Selige, Bernhard Höfle</i>	64
Neue Ein-Chip NDVI Kamera für die Pflanzendetektion <i>Joern Selbeck, Volker Dworak, Karl-Heinz Dammer</i>	73
Anwendung von optischen Messsystemen zur nicht-destruktiven Erfassung von Wurzeln im Boden - Möglichkeiten und Perspektiven <i>Maik Veste</i>	81
Neue Methode bei der Messung von Reflektion und Trans-mission zur Identifikation von Blattkrankheiten <i>Sergej Bergsträsser, Simone Schmittgen, Fabio Fiorani, Marcus Jansen, Francisco Pinto, Uwe Rascher, Hanno Scharr, Ulrich Schurr</i>	90
Hardware components of a multicopter based plant imaging system <i>Maryam Fadami, Julio Pastrana, Thomas Rath</i>	97
Entwicklung und Aufbau eines Lasersystem-prototyps auf Bildanalysebasis zur Unkrautbekämpfung <i>Christian Marx, Julio C. Pastrana, Michael Hustedt, Stefan Kaieler, Jürgen Walter, Heinz Haferkamp, Thomas Rath</i>	102

Multiple Reflection Ultrasonic Sensor System for Morphological Plant Parameters	110
<i>Khalid Makeen, Simon Kerksen, Daniel Mentrup, Bengt Oelmann, Arno Ruckelshausen</i>	
Erkennung überlappender Pflanzen mit Hilfe von “Active Shape Models”	117
<i>Julio C. Pastrana, Thomas Rath</i>	
Smartphone-basierte Bildverarbeitung zur Erfassung der Querverteilungsgenauigkeit von Zentrifugaldüngerstreuern	124
<i>Wolfram Strothmann, Karsten Morisse, Arno Ruckelshausen</i>	
In der Reihe Bornimer Agrartechnische Berichte	133
sind bisher erschienen:	

Grußwort

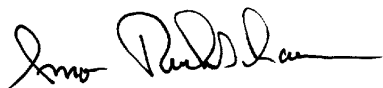
Der Einsatz bildgebender Sensorsysteme stellt für die Landwirtschaft eine Schlüsseltechnologie dar. Die Verfügbarkeit und Interpretation differenzierter zeit- und ortsbezogener Daten unterstützt maßgeblich die Verbindung ökologischer, ökonomischer und sozialer Aspekte für eine Landtechnik, die den globalen Anforderungen hinsichtlich Ernährung, Energie, Umwelt und Ressourcen in Zukunft gerecht wird.

Dabei ist der interdisziplinäre Erfahrungsaustausch von Forschenden und Anwendern ein wesentlicher Aspekt. Der seit 1995 vom Leibniz.-Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V. koordinierte jährliche Workshop „Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft“ fördert gerade diesen Erfahrungsaustausch und zeichnet sich durch die Kombination innovativer Forschungsthemen in Verbindung mit anwendungsorientierten Fragestellungen aus.

In 2012 fand der gut besuchte Workshop bereits zum dritten Mal am WABE-Zentrum/Klaus-Bahlsen-Haus des landwirtschaftlichen Versuchsbetriebs der Hochschule Osnabrück statt und wurde vom Competence Center of Applied Agricultural Engineering COALA organisiert (insbesondere durch das Team um Susanne Fittje).

Die Entwicklung von Methoden und Algorithmen war dabei ein zentraler Fokus, der sowohl aus Industriesicht (z.B. zur Gemüsebewertung oder zum Fleischformschneiden) als auch unter Forschungsaspekten diskutiert wurde (Überlappungsproblem von Pflanzen, Smartphone-Messung der Düngerquerverteilung, Wurzelmessung im Boden oder Detektion von Blattkrankheiten). Spektrale bildgebende Methoden - „Spectral Imaging“ – gewinnen zunehmend an Bedeutung, im Workshop wurden erste Anwendungen dieser Methoden in Feldversuchen präsentiert. Mehrere technologische Neuerungen wurden vorgestellt, hierzu zählen eine 1-Chip-NDVI-Kamera, Multicopter zur Pflanzenanalyse oder Multireflex-Ultraschallsysteme. Die Sensor-Aktor-Kopplung mit bildgebenden Systemen eröffnet weitreichende Möglichkeiten, die Präsentation zur Laser-Unkrautregulierung in Verbindung mit der Bildanalyse fand dabei besonderes Interesse.

Der vorliegende Band enthält neben den Beiträgen zum 18. Workshop (Osnabrück) auch die Veröffentlichungen zum 17. Workshop (Stuttgart).



Arno Ruckelshausen (Hochschule Osnabrück/COALA)

Osnabrück im Juli 2012

Automatisches Erfassen von Pflanzenhöhen mittels 3D-Erkennung

André Kunz, Bernhard Lang

Hochschule Osnabrück, Artilleriestr. 46, 49076 Osnabrück
Email: andre.kunz@hs-osnabrueck.de, b.lang@hs-osnabrueck.de

Zusammenfassung: Im Forschungsprojekt KliPa werden 3D-Pflanzenparameter, wie zum Beispiel die Höhe, automatisch erfasst, um in Kombination mit den Daten der Klimacomputer eine bessere Basis zur Analyse und Bewertung von Pflanzenwachstum zu bieten. Zur Ermittlung der Pflanzenparameter werden im Projekt unterschiedliche Methoden untersucht. In diesem Bericht wird ein stereoskopischer Ansatz beschrieben, bei dem eine Stereo-Kamera mit zwei Bildsensoren im Gewächshaus angebracht wird. Aus beiden synchronen Aufnahmen dieser Kamera werden mittels geeigneter Algorithmen der Bildverarbeitung 3D-Informationen gewonnen.

Bei der Ermittlung der Höhe einer Pflanze haben gerade die Randlinien von Blättern und Blüten eine hohe Informationsdichte. Um die vielfältigen Informationen an den Rändern mit in die 3D-Auswertung einzubeziehen, wird ein eigener Stereo-Algorithmus in Ergänzung zu den bekannten Algorithmen, wie SIFT (LOWE 2004) und der optische Fluss (MALLOT 2000), entwickelt. Der erste Schritt des neuen Algorithmus ist die möglichst präzise Ermittlung von Kanten, welche häufig zwischen zwei farbähnlichen Pflanzenbestandteilen, wie zum Beispiel Blättern, verlaufen. Als zweiter Schritt werden die beiden Aufnahmen zueinander verschoben und die pixelweisen Ähnlichkeiten der Bilder in einer Pseudo-3D-Volumendarstellung zusammengefasst. In dieser Volumendarstellung können daraufhin die Blattkanten im 3-dimensionalen Pseudo-Raum verfolgt werden, aus denen dann die Höhen berechnet werden. Diese ermittelten Höhen werden anschließend mit dazu genutzt, interessierende Pflanzenparameter zu ermitteln.

Summary: *In the research project KliPa 3D plant parameters, such as the height, are automatically recorded. This provides a better basis for the analysis and evaluation of plant growth in combination with climate computers. To identify the plant parameters different methods are studied in the project.*

In this report, a stereoscopic approach is described, in which a stereo camera with two image sensors is applied in the greenhouse. For both synchronous recordings of this camera image processing algorithms are used to obtain 3D information.

To determine the height of a plant the edge lines of leaves and flowers have a high information density. In order to integrate the diverse information at the edges in the 3D analysis, a separate stereo algorithm is developed in addition to the known algorithms,

such as SIFT (LOWE 2004) and optical flow (MALLOT 2000). The first step of the new algorithm is the precise determination of edges, which run frequently between two color similar plant parts, such as leaves. As a second step, the two images are shifted to each other. The pixel-wise similarities of the images are stored in a pseudo-3D volume representation. In this volume representation the leaf edges can be tracked in 3-dimensional pseudo-space to calculate the heights. These measured heights will be used to determine interesting plant parameters.

1 Einleitung

Im BMBF-Forschungsprojekt „Zusammenführung automatisch erfasster Klima- und Pflanzenparameter in einer Bewertungsplattform zur optimierten Steuerung von Gewächshauskulturen“ (kurz KliPa) sollen u.a. Pflanzenhöhen mittels 3D-Erkennung automatisch erfasst werden.

Im modernen Unterglasbau werden Klimaregelcomputer (KC) zum Regeln und Dokumentieren der Klimaführung verwendet. Die Anpassung der Klimaparameter nimmt der Gärtner üblicherweise aufgrund subjektiver Eindrücke der Pflanzen manuell am KC vor. Pflanzenparameter können besser objektiv erfasst werden, um eine anschließende Bewertung bzw. einen Vergleich zu anderen Kulturzeiträumen zu ziehen. Hier bieten Techniken der Bildverarbeitung besonders interessante Möglichkeiten. Eine wichtige Kenngröße zum Bewerten der Pflanzen ist die Pflanzenhöhe, jedoch ist eine manuelle Erfassung der Höhe sehr arbeitsintensiv und fehleranfällig. Daher werden in der folgenden Arbeit die Höhendaten vollautomatisch per Stereoanalyse ermittelt. Hierbei ist zu beachten, dass in Gewächshäusern besondere Bedingungen vorliegen, welche die Auswertung beeinflussen. So ist zum Beispiel nur wenig Rechenleistung vorhanden. Des Weiteren sollte die eingesetzte Kameratechnik möglichst wenig Schatten auf den Bestand werfen und die Technik im Klimaabteil nicht beeinflussen. Auch die Kosten und die Robustheit der Technik gegen das Klima im Gewächshaus sind zu beachtende Punkte.

2 Projektbeschreibung

Im Forschungsprojekt KliPa werden Pflanzenparameter, wie zum Beispiel die Höhe, automatisch erfasst, um in Kombination mit den Daten der Klimacomputer eine bessere Basis zur Analyse und Bewertung von Pflanzenwachstum zu bieten. Zur Ermittlung der Pflanzenparameter werden im Projekt zwei unterschiedliche Methoden untersucht. Zum einen kommt eine Time-of-Flight Kamera zum Einsatz, welche direkt 3D-Informationen liefert. Zum anderen wird ein stereoskopischer Ansatz verfolgt, bei dem zwei Kameras an festen, bekannten Positionen im Gewächshaus angebracht werden. Aus deren beiden Aufnahmen können 3D-Informationen mittels geeigneter Algorithmen der Bildverarbeitung gewonnen.

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung und Auswahl geeigneter 3D-Algorithmen zur Erfassung von Höheninformation aus Stereoaufnahmen verschiedener Pflanzen.

3 Vorabuntersuchungen

Bei der Ermittlung der Höhe einer Pflanze haben gerade die Randlinien von Blättern und Blüten eine hohe Informationsdichte. An diesen Stellen bestehen Diskontinuitäten im Tiefenbild. Mit diesen Diskontinuitäten haben stereoskopische Algorithmen Probleme, da sie üblicherweise Strukturen in glatten Oberflächen voraussetzen. Um die vielfältigen Informationen an den Rändern mit in die 3D-Auswertung einzubeziehen, wird ein eigener Algorithmus in Ergänzung zu den bestehenden Algorithmen entwickelt. A-priori Informationen werden dazu genutzt, Tiefeninformationen an den Randlinien zu ermitteln. Diese Vorgehensweise lässt sich anschließend mit bestehenden 3D-Algorithmen, wie zum Beispiel SIFT (LOWE 2004) (**Bild 1**) oder dem optischen Fluss (MALLOT 2000) kombinieren, um weitere Informationen zu gewinnen.

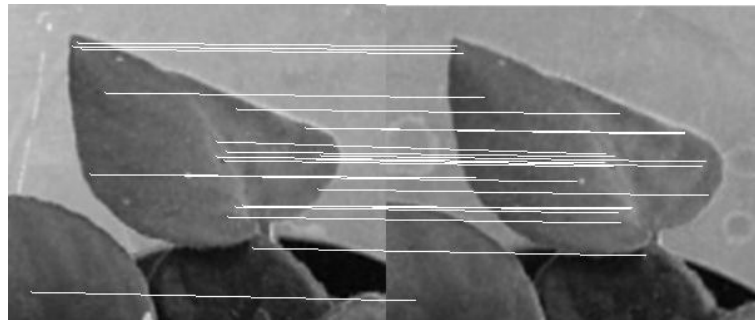


Bild 1: Vergleichsergebnis des SIFT Verfahren

4 Vorgehensweise Stereo

Da bei der Erfassung der Pflanzenhöhe die Informationen der Randlinien sehr wertvoll sind, soll im folgenden ein Algorithmus erläutert werden, der diese Informationen gewinnt. Ein notwendiger Vorbereitungsschritt zur Auswertung der Stereoaufnahmen ist die Kalibrierung der beiden Kameras. Die Kalibrierung liefert einen geometrischen Bezug zwischen den beiden Kameras und entfernt durch die Optik verursachte Verzerrungen im Bild. Damit werden Verfälschungen der aus den Bildern ermittelten Messdaten vermieden. Ein heute gängiges Verfahren zur Kalibrierung ist das Verfahren nach ZHANG (2000). Es liefert die inneren (intrinsischen) Parameter und die Verzerrungsparameter der Kamera, welche die Abbildung von Objektpunkten auf die 2D-Ebene des Kamerabilds beschreiben. Mit den aus der Kalibrierung ermittelten Parametern werden die Bilder entzerrt und die beiden Kameras aufeinander ausgerichtet.

Der erste Schritt des Algorithmus ist die möglichst präzise Ermittlung von Kanten, welche häufig zwischen zwei Pflanzenbestandteilen mit ähnlicher Helligkeit, wie zum Bei-

spiel Blättern, verlaufen. Mit Hilfe dieser Kanten wird ermittelt, wo sich Struktur in den Bildern befindet.

Als zweiter Schritt werden die beiden Aufnahmen zueinander verschoben und die pixelweisen Ähnlichkeiten der Bilder in einer Pseudo-3D-Volumendarstellung zusammengefasst. Es wird also ermittelt, welche Strukturen der Stereobilder zueinander gehören. Alternative Kriterien hierfür sind:

- Ähnlichkeit der Gradienten
- Farbübereinstimmung rechts von der Struktur
- Farbübereinstimmung links von der Struktur

Als abschließender Schritt werden in der Volumendarstellung Kanten im 3-dimensionalen Raum verfolgt, welche dann dazu genutzt werden, die Höhen zu berechnen (**Bild 2**). Im folgenden werden diese Schritte einzeln erläutert.

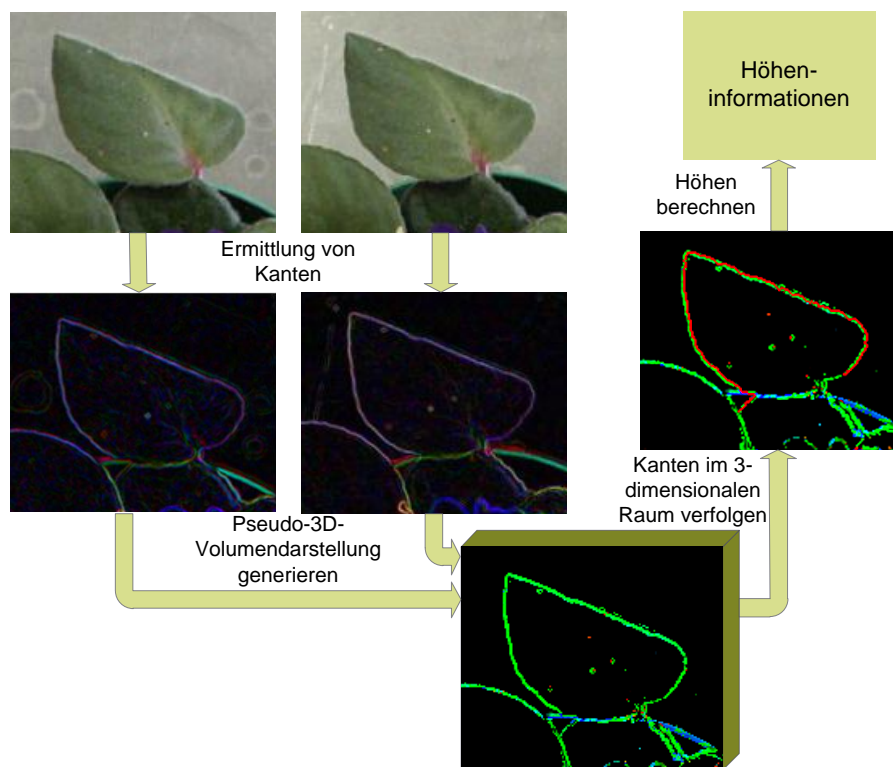


Bild 2: Ablauf: Extrahieren von Höheninformationen aus Stereoaufnahmen

4.1 Ermittlung der Kanten

Pflanzen bestehen meist aus Bestandteilen, welche zueinander eine ähnliche Helligkeit besitzen, sich aber in der Farbe unterscheiden. Sinnvoll ist daher die Berechnung eines Gradienten, der die Farbinformationen berücksichtigt. Als stabile Lösung hat sich das Berechnen der Einzelgradienten für jede Farbe mit dem Sobel-Operator (BURGER & BURGE 2006) herausgestellt (**Bild 3**), welche dann in der Polarkoordinatendarstellung zu einem Farbgradienten zusammengefasst werden. Während man bei einem, auf einem Graustufenbild gebildeten Gradienten lediglich zwei Informationen erhält (Stärke und

Richtung des Gradienten $[0, 2\pi)$), liefert dieses Verfahren vier Informationen, nämlich die Stärke des Gradienten in Rot M_R , Grün M_G und Blau M_B und weiterhin die Richtung des Gradienten Φ (Allerdings nur im Bereich $[0, \pi)$). Man erhält also für den Gradienten im linken Bild $G_l = (M_{R,l} M_{G,l} M_{B,l} \Phi_l)$ und für den Gradienten im rechten Bild $G_r = (M_{R,r} M_{G,r} M_{B,r} \Phi_r)$.

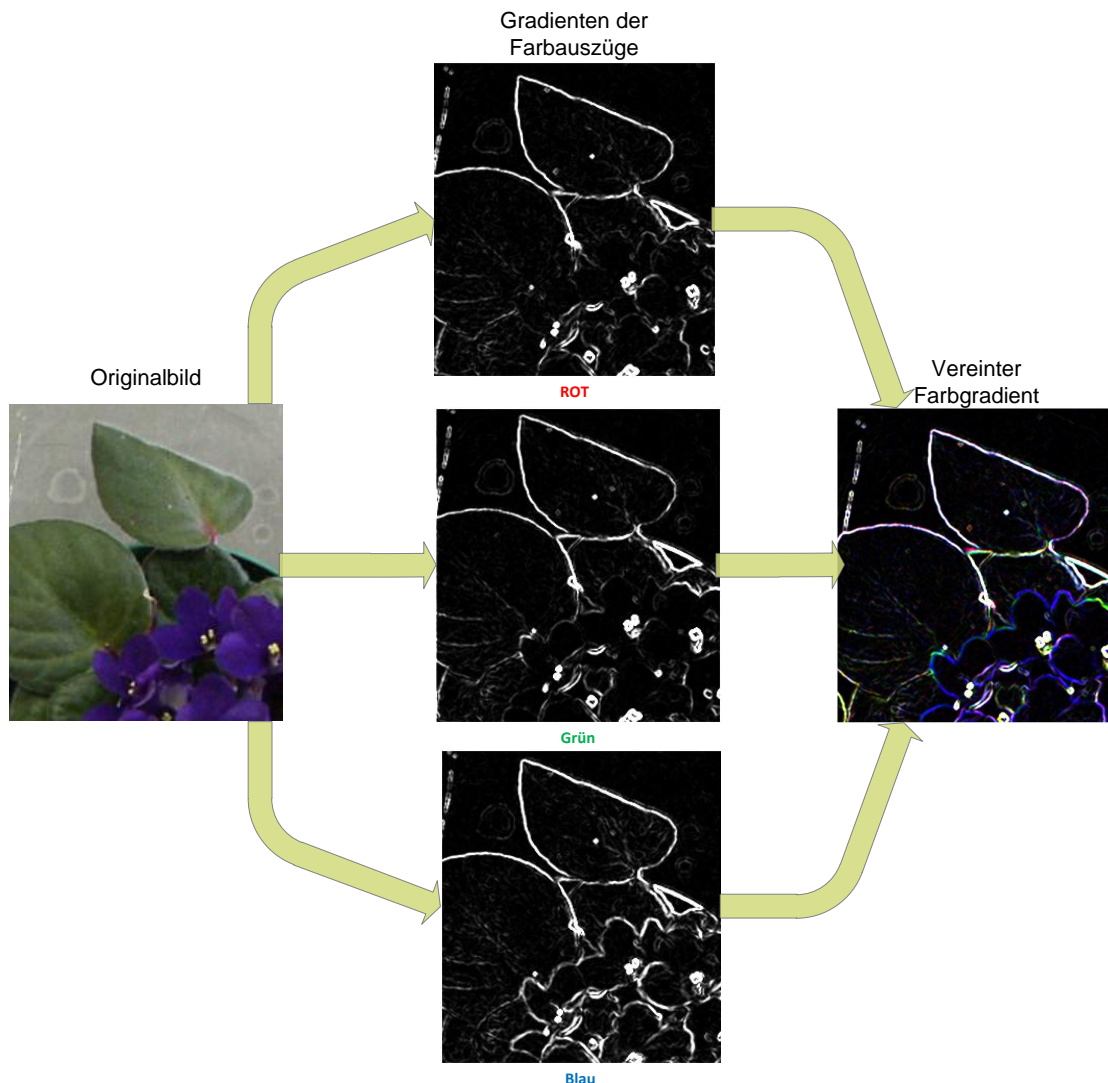


Bild 3: Berechnung des vereinten Farbgradienten

4.2 Pseudo-3D-Volumendarstellung generieren

Auf Basis der vereinten Gradienten, der Winkelinformationen und der Ursprungsbilder der Stereoaufnahme kann ein Pseudo-3D-Volumen berechnet werden. Hierzu wird die rechte Aufnahme pixelweise über die linke Aufnahme geschoben. Bei jedem Versatz V werden die übereinanderliegenden Pixel bewertet. Das Ergebnis dieser Bewertung wird in der Volumendarstellung an entsprechender Stelle eingetragen (**Bild 4**), bei der damit über den Bilddimensionen x und y zusätzlich die Dimension V entsteht. Diese Dimension ist proportional dem Kehrwert der Entfernung. Für alle Sensorpositionen x, y

werden damit im Pseudovolumen Gewichte für Objektpunkte im Raum mit Abstand proportional $\frac{1}{z}$ eingetragen.

Zur Bewertung der Übereinstimmung eines Pixels des linken Bildes $P_l(x,y) = (P_{R,l} P_{G,l} P_{B,l})$ mit einem Pixel des rechten Bildes $P_r(x,y) = (P_{R,r} P_{G,r} P_{B,r})$, werden mehrere Bewertungsfunktionen zu Grunde gelegt. Jede dieser Funktionen liefert einen Wert zwischen null und eins, so dass die Gesamtfunktion f ebenfalls einen Wert zwischen null und eins liefert.

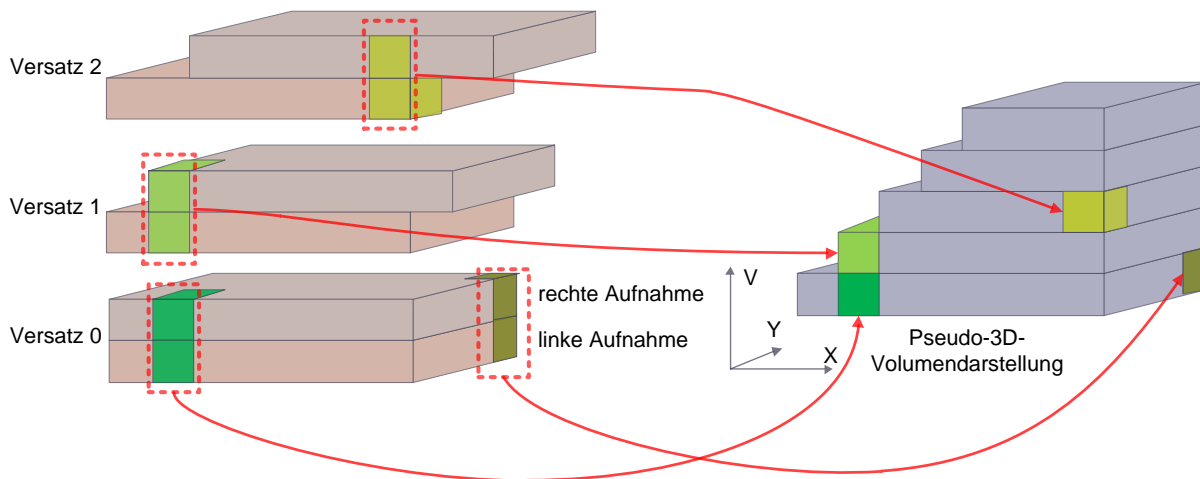


Bild 4: Generieren der Pseudo-3D-Volumendarstellung

Folgende Bewertungsfunktionen fließen in die Gesamtbewertung ein:

- Die Winkeldifferenz der Gradienten in beiden Bildern $f_{\Delta\phi}$
- Der euklidische Abstand der Gradientenbeträge in beiden Bildern $f_{\Delta G}$
- Der euklidische Abstand der Farbe des Nachbarpixels in Gradientenrichtung in beiden Bildern f_{N1}
- Der euklidische Abstand der Farbe des Nachbarpixels gegen die Gradientenrichtung in beiden Bildern f_{N2}

$$f = \begin{cases} 0 & \text{Min}(f_{G_l}, f_{G_r}) < f_{G_{min}} \\ f_{\Delta\phi} * \text{Max}(f_{\Delta G}, f_{N1}, f_{N2}) & \text{sonst} \end{cases}$$

Die Winkeldifferenz wird dabei gemäß **Bild 5:** Bewertung der Winkeldifferenz berechnet:

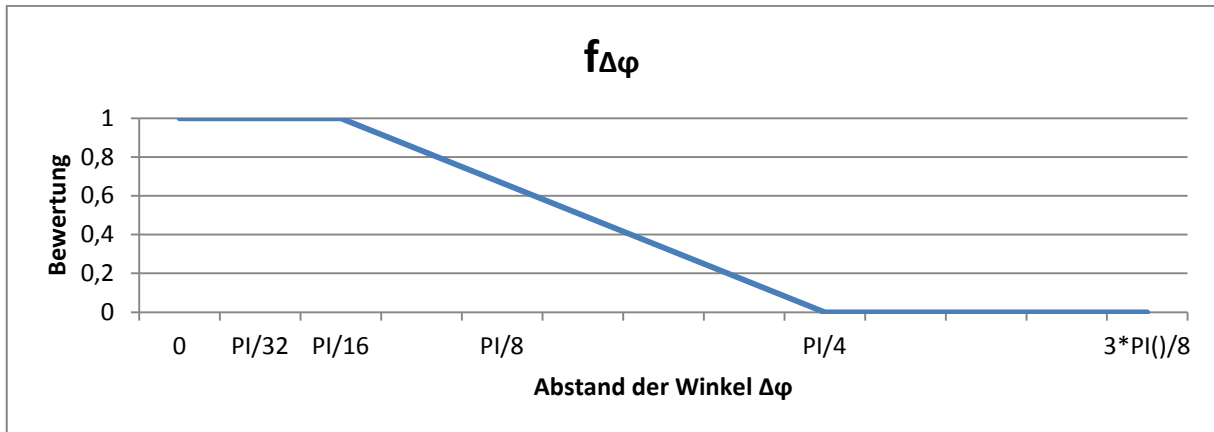


Bild 5: Bewertung der Winkeldifferenz

Es wurde ein Bereich $([0, \frac{\pi}{16}))$ festgelegt, in dem die Funktion der Winkeldifferenz konstant 1 liefert. Dieser Bereich wurde gewählt, da Kanten die in einer Aufnahme vertikal verlaufen in der anderen Aufnahme, auf Grund des Kameraaufbaus, innerhalb eines eingeschränkten Bereichs seitlich auswandern können.

Die Differenz der Gradientenbeträge ergibt sich aus dem euklidischen Abstand der Gradientenvektoren gemäß **Bild 6**:

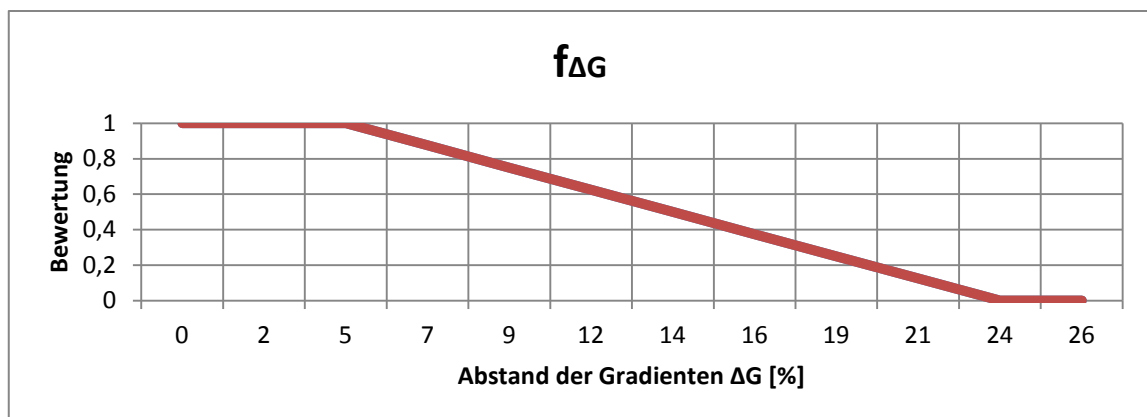


Bild 6: Bewertung der Abstände der Gradienteneträge

Der Abstand der Nachbarfarben f_{N_i} der Pixel in Gradientenrichtung f_{N_1} und gegen die Gradientenrichtung f_{N_2} wird folgendermaßen berechnet ():

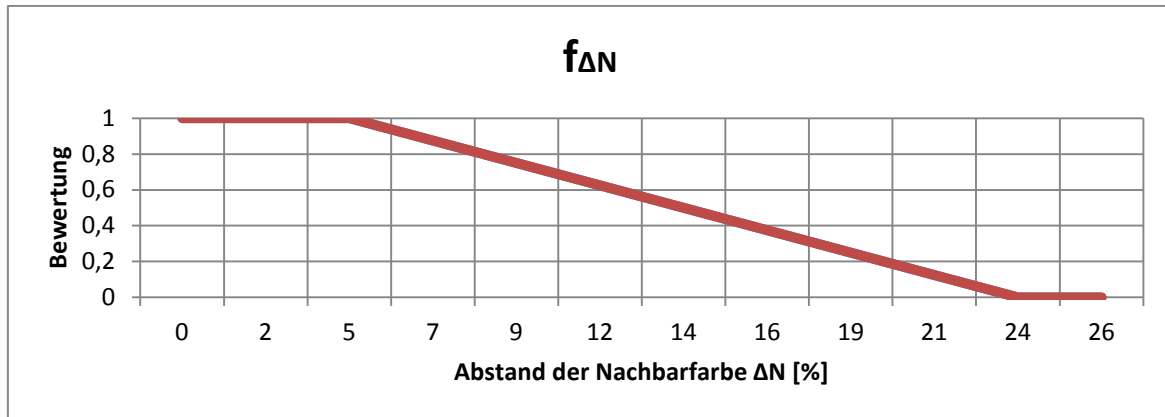


Bild 7: Bewertung der Abstände der Nachbarfarben

Als Nachbarfarbe wird stets die Farbe verwendet die die Pixel im Abstand von 2 senkrecht zu Kante haben (**Bild 8**).

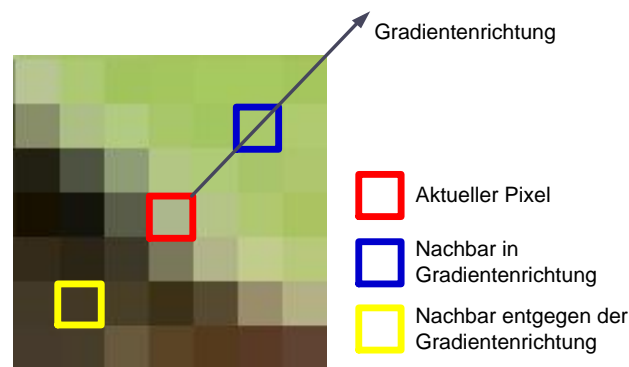


Bild 8: Nachpixel

4.3 Kanten im 3-dimensionalen Raum verfolgen

Zum Verfolgen der Kanten müssen zunächst mögliche Startpunkte ermittelt werden. Hierzu wird der „Harris Corner Detector“ verwendet (BURGER & BURGE 2006). Dieser liefert Eckpunkte des linken Bildes (**Bild 9**). Anschließend wird ermittelt, bei welchem Versatz dieser Eckpunkt des linken Bildes am besten mit einem Pixel im rechten Bild zusammenpasst (vgl. Kapitel 4.2).



Bild 9: Mit dem "Harris Corner Detector" gefundene Ecken

Anschließend wird, vom ermittelten Startpunkt aus, auf Grund der Gradientenrichtung die Kante verfolgt. Dazu spannt man zwei Winkelbereiche auf, in denen ein möglicher Nachfolgepixel für den aktuellen Pixel liegen kann. Es wird also zweimal eine Kantensequenzsuche durchgeführt. In der aktuellen Suchrichtung der Kantensequenzsuche werden drei mögliche Nachfolgepixel ermittelt (**Bild 10**).

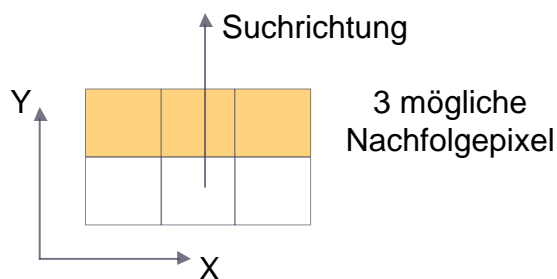


Bild 10: Mögliche Nachfolgepixel in Suchrichtung

Hat man die drei möglichen Nachfolgepixel ermittelt, wird überprüft, ob der aktuelle Pixel und der Vorgängerpixel auf dem gleichen Versatz, also der gleichen Höhe in der Volumendarstellung, liegen. Liegt der Vorgängerpixel unterhalb des aktuellen Pixels (**Bild 11**, rechts), so kommen zusätzlich Pixel, die sich oberhalb der drei bereits ermittelten Nachfolgepixel liegen, als mögliche Nachfolger in Frage. Liegt der Vorgängerpixel oberhalb des aktuellen Pixels, kommen äquivalent die Pixel unterhalb der Nachfolgepixel als Nachfolger in Frage (**Bild 11**, links). Liegen Vorgänger und aktueller Pixel auf einer Höhe, so kommen alle diese Pixel als Nachfolger in Frage (**Bild 11**, Mitte).

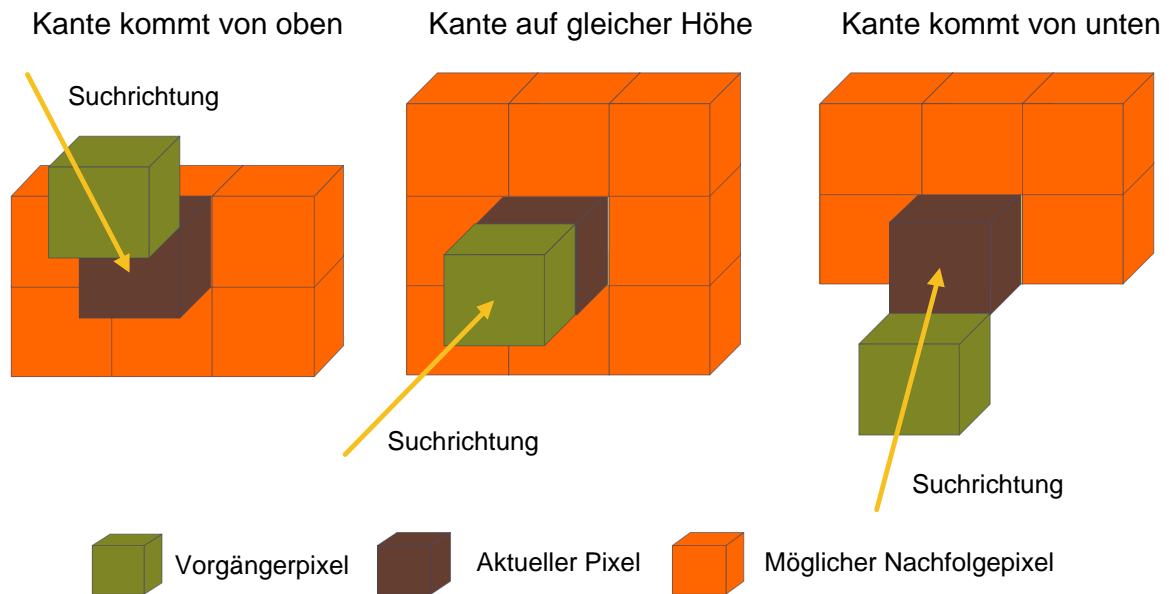


Bild 11: Ermittlung möglicher Nachfolgepixel in Suchrichtung

Alle möglichen Nachfolger, bei denen die Bewertungsfunktion f größer 0 ist (vgl. Kapitel 4.2), werden als geeigneter Nachfolger angesehen und die Kante wird in Richtung jeder dieser Nachfolger rekursiv verfolgt. Erst wenn kein geeigneter Nachfolger mehr vorhanden ist (bereits besuchte Pixel werden markiert und damit ausgeschlossen), bricht die Suche ab und liefert die gefundenen Kanten. Aus der Vielzahl der durch die Rekursion gefundenen Kanten wird diejenige gewählt, die am längsten ist, also die meisten Pixel besucht hat (**Bild 12**). Diese Vorgehensweise wird für jeden möglichen Startpunkt wiederholt. Aus der Liste aller Kanten, die ermittelt wurden, werden wiederum die längsten Kanten selektiert. Mit diesen Kanten und der Information des Versatzen in der Volumendarstellung können anschließend die realen Höhen ermittelt werden.

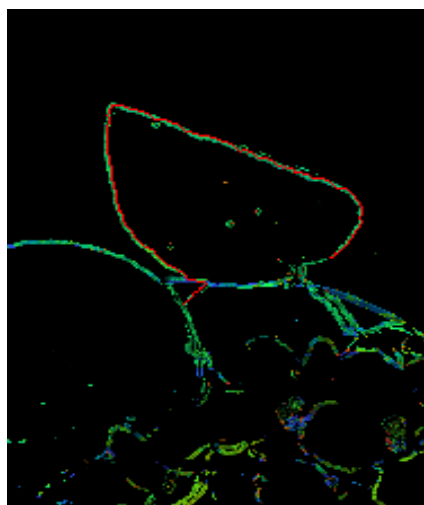


Bild 12: Gefundene Kante

4.4 Höhen berechnen

Das Berechnen der Höhe einer gefundenen Kante, welche durch ihren Schwerpunkt repräsentiert wird, erfolgt gemäß **Bild 13**. Mit der aus der Kalibrierung bekannten Brennweite f , dem gemessenen Abstand b der Kameras zueinander, dem Abstand Z der Kameras zur Bodenebene und den X-Komponenten des Schwerpunktes (P_L, P_R) der gefundenen Kante im linken und rechten Bild kann der Abstand Z_0 des Schwerpunktes zur Brennebene der Kamera gemäß der Abbildungsgleichung der Lochkamera ermittelt werden:

$$Z_0 = -fb * \frac{1}{P_R - P_L}$$

Die Höhe h des Objektes vom Boden aus erhält man schließlich durch Differenzbildung:

$$h = Z - Z_0$$

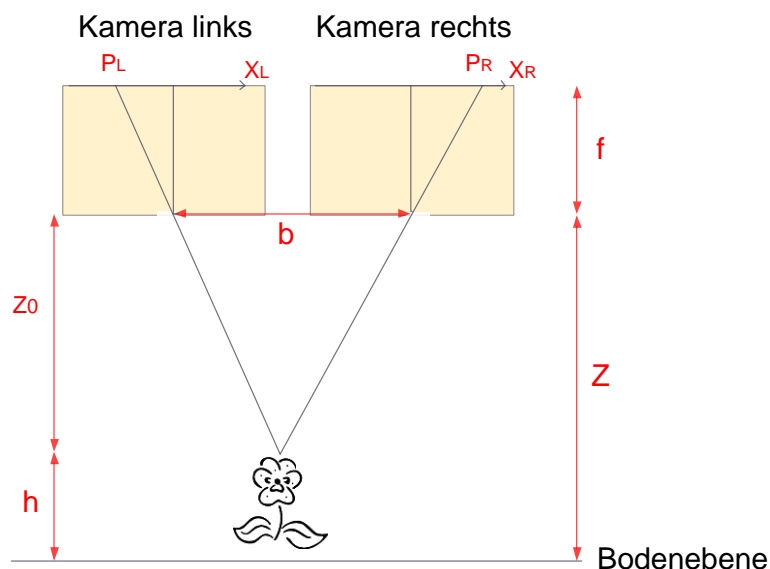


Bild 13: Berechnung der Höhe

5 Ergebnisse

In den ersten Tests lieferte das neue Verfahren erste gute Ergebnisse. In einer Laboraufnahme wurden mehrere Linien gefunden (**Bild 14**). Hierbei sind gerade die langen Linien korrekt. Bei kürzeren Linien, kann es zu Fehlern kommen. Diese Linien müssen vor einer weiteren Verwendung herausgefiltert werden. In **Bild 15** sieht man die korrekt bestimmten Höhen einiger gefundener Linien. **Bild 16** zeigt alle gefundenen Linien in einem pseudofarbcodierten Höhenbild.



Bild 14: gefundene Linien



Bild 15: Ausschnitt mit einigen eingeblendeten Linien und Höhenangaben in mm

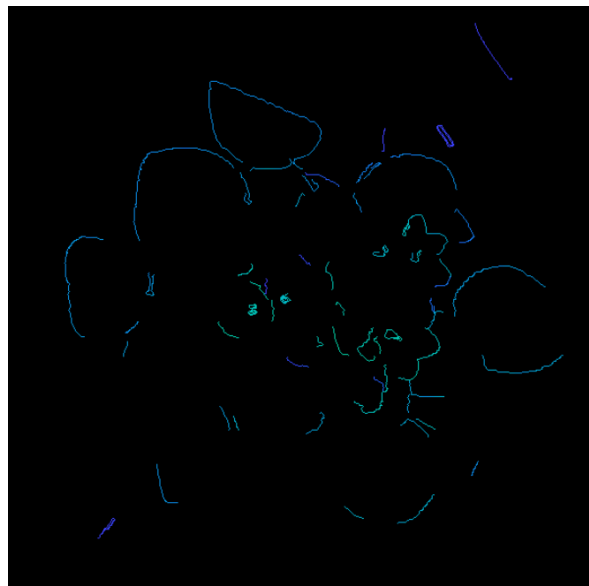


Bild 16: Pseudofarbcodiertes Höhenbild

6 Schlussfolgerungen und Ausblick

In diesem Bericht wird ein Verfahren vorgestellt, welches Pflanzenhöhen der verschiedenen Kulturen im Gewächshaus über der Kulturzeitraum hinweg erfassen kann. Hierbei wurden bestehende Algorithmen mit einem neuartigen Verfahren kombiniert, welches insbesondere die Strukturen an den Rändern der Blätter berücksichtigt. An diesen Stellen bestehen Diskontinuitäten im Tiefenbild. Das hier vorgestellte Verfahren liefert im Labortest erste erfolgreiche Ergebnisse, die beim Feldtest im Gewächshaus in den nächsten Monaten verifiziert werden. Als weitere Schritte sollen u.a. die einhüllende Form einer Pflanze und der Bedeckungsgrad ermittelt werden. Auch die Erkennung ein-

zelner Pflanzenbestandteile, wie Blüten und Blätter, und die Individualisierung der Pflanzen sind geplant.

Literaturverzeichnis

BURGER W., BURGE M.J. (2006): *Digitale Bildverarbeitung*. s.l. : Springer - X.media.press

LOWE D.G. (2004): *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*

MALLOT H.A. (2000): *Sehen und die Verarbeitung visueller Informationen*. s.l. : vieweg

ZHANG Z. (2000): A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11):1330-1334

Mustererkennung zur Detektion von Rehkitzen in Thermalbildern

Martin Israel, Stephan Evers

Institut für Methodik der Fernerkundung, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Oberpfaffenhofen

Email: martin.israel@dlr.de, stephan.evers@dlr.de

Zusammenfassung: Bei der Frühjahrsmahd sterben ca. 25% der neugeborenen Rehkitze durch Mähmaschinen (JARNEMO 2002). Sie werden in dieser Zeit, den Monaten Mai und Juni, in den Wiesen geboren. Durch den angeborenen Drückinstinkt verharren die Kitze in den ersten Lebenstagen reglos am Boden wenn Gefahr droht, was dazu führt, dass sie von den Landwirten oft übersehen werden. Daraus entsteht die Nachfrage nach Systemen, mit denen die Tiere detektiert werden können. In diesem Beitrag wird ein mit Thermalkamera und Miniaturrechner versehener Oktokopter als Funktionsmuster eines solchen Systems vorgestellt. Dieser fliegt das zu mähende Feld GPS-gesteuert in einem Raster ab. Dabei werden Thermalbilder aufgenommen. Ein Mustererkennungsalgorithmus zur Verarbeitung dieser Aufnahmen läuft auf dem Miniaturrechner, um Rehkitze automatisch zu erkennen. Die Mustererkennung basiert auf einem Kompressionsverfahren. Bei der Kompression eines Bildes wird ein sog. Dictionary erstellt, welches nur noch redundanzfreie Information enthält. Die Dictionaries der vom Oktokopter aufgenommenen Bilder werden mit denen der Trainingsbilder aus den Klassen der Rehkitze und Wiesen verglichen. Das untersuchte Bild wird der Klasse zugeordnet, der die Dictionaries mit den höchsten Übereinstimmungen angehören und somit entschieden, ob auf dem Bild ein Rehkitz zu erkennen ist oder nicht.

Summary: *During pasture mowing 25% of the newborn fawns are killed (JARNEMO 2002). They are born in the meadows in the months May and June, the time of pasture mowing. Because of their innate instinct to remain motionless on the ground in case of imminent danger, they are often overlooked by farmers and inadvertently killed during mowing. This creates the demand for systems capable to detect these hidden animals. The paper presents a functional model of such a system, consisting of an airborne platform (octocopter) equipped with a thermal camera and a miniature computer. While the octocopter flies GPS-controlled search missions above the field, thermal images are taken permanently. A pattern recognition algorithm scans each thermal image captured during the flight in order to automatically detect fawns. The algorithm is based on a compression method. During the compression of an image a dictionary is created containing only non-redundant information. The dictionaries of the images recorded are compared with those of the training set categorised by the classes of fawns and meadows. The tested image is assigned to the class whose dictionaries exhibit greatest*

similarity. The decision, whether a fawn is recognized or not, is based upon this assignment.

Keywords: parameter free pattern recognition, animal protection, agriculture, fawn detection, fast compression distance, image analysis, UAV

1 Einleitung

Die Wiesenflächen stellen im Mai und Juni ein sehr gutes Versteck für neugeborene Rehkitze dar, da das Gras oft bis über einen Meter hoch wächst. Da die Kitze in den ersten Lebenstagen keine Witterung abgeben und bei Gefahr reglos am Boden verharren, werden sie auch von Hunden und Füchsen nur selten aufgespürt. Die Wiesenmahd fällt oft genau in die Zeit, in der die Rehkitze noch fluchtunfähig sind. Da es mit herkömmlichen Methoden äußerst schwierig ist, die Tiere vor dem Mähtod zu retten, kommt es häufig zu diesen Unfällen. Darüber hinaus entsteht ein weiterer Schaden: Bei der Silage von mit Kadaverteilen kontaminiertem Mähgut entsteht das Gift „Botulinumtoxin“, das für die damit gefütterten Tiere lebensbedrohlich ist. Im Rahmen eines Verbundprojektes, das vom Bundesministerium für Bildung und Forschung gefördert wird, werden Systeme entwickelt, um die Rehkitze rechtzeitig vor der Mahd zu finden. Unter anderem entsteht ein Rehkitzdetektionssystem auf einer fliegenden Plattform, einem Oktokopter, der in einer Höhe von bis zu 150 m über Grund fliegen kann. Die Rehkitzsuche aus der Luft hat den Vorteil, dass ein großer Bereich simultan überblickt werden kann. Durch die geometrische Randbedingung ist es bei einer zum Zeitpunkt der Mahd üblichen Grashöhe von bis zu einem Meter möglich, ein Kitz bis zu einem Winkel von 15° zum Lot zu erkennen (**Bild 1**).

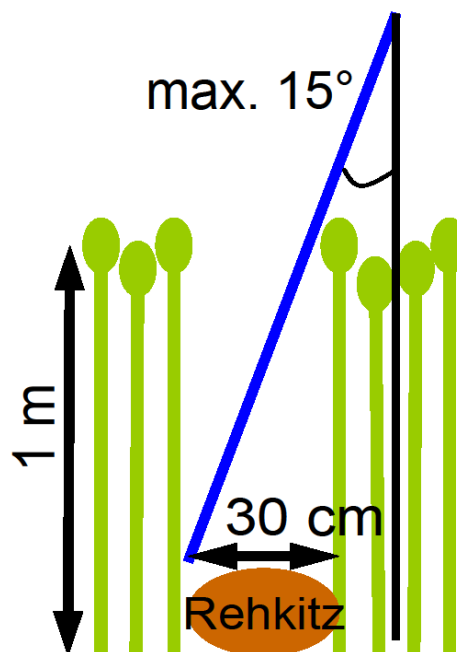


Bild 1: begrenzter Blickwinkel aufgrund geometrischer Randbedingung

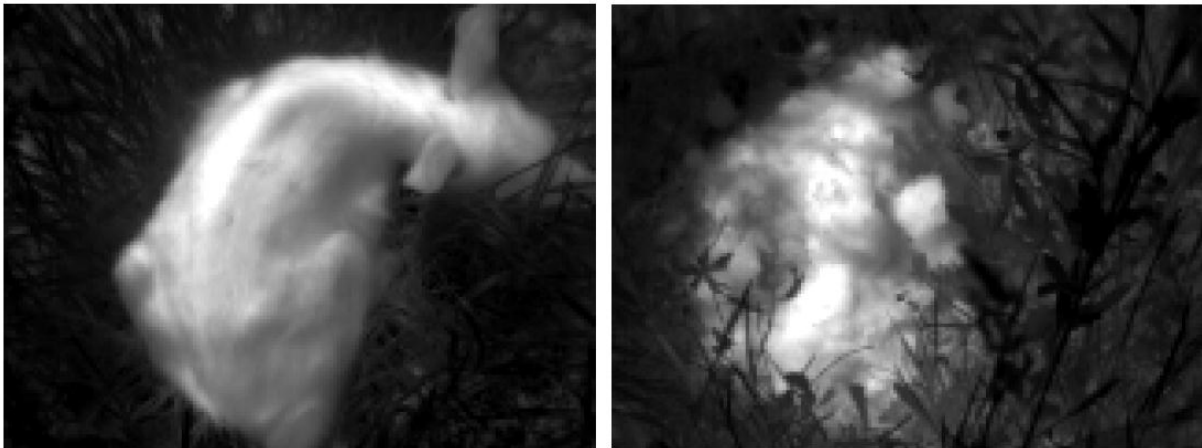


Bild 2: Thermalbilder von Kitz (links) und Erdbügel (rechts)



Bild 3: Oktokopter mit Thermalkamera

Im optischen Spektralbereich sind die Kitze sehr gut getarnt. Sie besitzen aber ein relativ schlecht isolierendes Fell, weswegen sie mit Hilfe einer Thermalkamera, vor allem in den frühen Morgenstunden, senkrecht von oben gut erkennbar sind. Der primäre Sensor des Systems ist aus diesem Grund eine Thermalkamera.

Der eingesetzte Oktokopter (**Bild 3**) kann über eine Autopilotsoftware gesteuert werden, die ein GPS-Modul zur Navigation verwendet. Dadurch ist es möglich, das zu mähende Feld in einem Raster so abzufliegen, dass das Feld mit einer geringen Anzahl an Bildern vollständig abgedeckt wird. An jedem Rasterpunkt wird ein Bild gemacht, abgespeichert und analysiert, um festzustellen, ob sich darauf ein Rehkitz befindet. Die Bildanalyse findet auf einem Miniaturrechner auf dem Oktokopter statt. Die Anforderung

an den Mustererkennungsalgorithmus ist, dass die Bilder in Echtzeit analysiert werden. Im Idealfall liefert bereits ein einfacher Schwellwert-Algorithmus gute Erkennungsraten. Bei direkter Sonnenbestrahlung gestaltet sich die Aufgabe wesentlich schwieriger, denn dann sind lebende Kitz nicht mehr die einzig auffälligen Infrarotsignaturen, die in der sonst homogenen Wiese gemessen werden. Ein Erdhügel wie in **Bild 2** rechts kann dann leicht mit einem Kitz (**Bild 2** links) verwechselt werden. Die variablen Licht- und Szenenverhältnisse bei dieser Aufgabe machen die Wahl der geeigneten Merkmale schwer. Der Fast-Compression-Distance Algorithmus benötigt keine vom Menschen selektierten Merkmale und ist sehr schnell. Deshalb ist er für diese Aufgabe gut geeignet.

2 Mustererkennungsalgorithmus

2.1 Feature Extraction mit Fast-Compression-Distance (FCD)

Im Gegensatz zu vielen Verfahren der Objekterkennung verfolgt der Fast-Compression-Distance Algorithmus einen parameterfreien Ansatz. Das grundlegende Prinzip auf dem der FCD Algorithmus aufbaut, ist die verlustfreie Komprimierung der Bildinformationen, durch das Auffinden der nicht redundanten Bestandteile, die in einem sog. Dictionary zusammengefasst werden, und deren Vergleich untereinander.

Um die Ähnlichkeit zwischen Bildern zu erfassen, muss für jedes Bild ein Dictionary erstellt werden und für jede Kombination an Bildpaaren die Schnittmenge ihrer Dictionaryeinträge gebildet werden. Die absolute Anzahl an Elementen in der Schnittmenge zwischen zwei Dictionaries ist der ausschlaggebende Wert, der die Ähnlichkeit von Bildern zueinander beschreibt. Je höher dieser Wert, desto ähnlicher sind die Bilder. Diese Relationen können auch als Features der Bilder interpretiert werden.

Die Komprimierung erfolgt durch die Anwendung des Lempel-Ziv-Welch Algorithmus, der eine Zeichenkette oder auch eine Folge von Pixeln auf wiederkehrende Muster untersucht ZIV & LEMPEL (1978). Jedes gefundene Muster wird einmalig in das resultierende Dictionary abgespeichert und indiziert. Das Ergebnis ist ein Ausgabestring, der nur noch aus Indizes auf die gesammelten Muster besteht. Der Effekt der Komprimierung entsteht durch das Ersetzen der langen Muster durch die wesentlich kürzeren Indizes. Beinhaltet ein Bild viele lange Muster, die sich oft wiederholen, ist die Kompressionsrate besonders hoch. Abweichend von der herkömmlichen Anwendung des LZW Algorithmus, findet der erzeugte Ausgabestring keine Verwendung. Wohingegen jedoch das erzeugte Dictionary die Informationen enthält, die zur Objekterkennung notwendig sind.

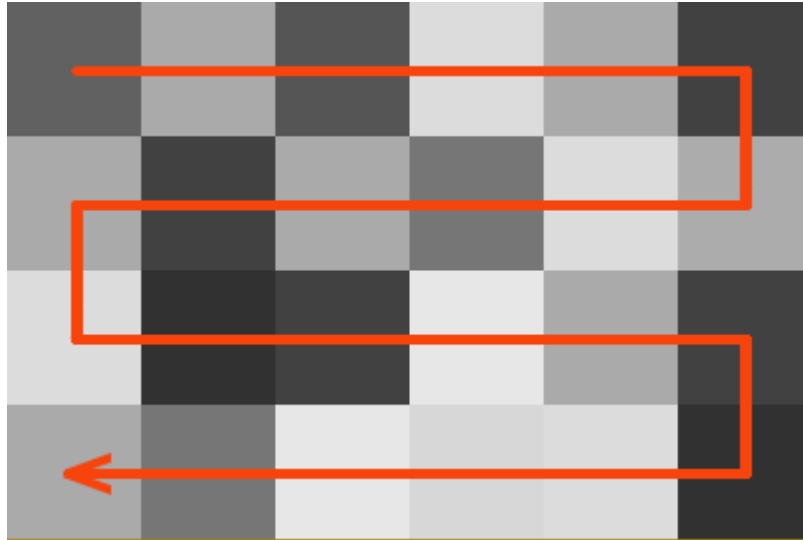


Bild 4: Schlangenlinienförmige Aneinanderreihung der Bildzeilen

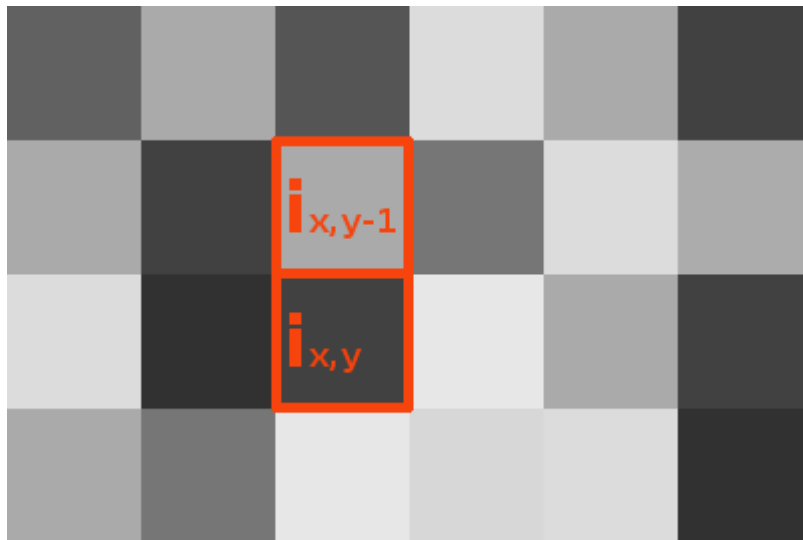


Bild 5: Filter für das Vertikalbit

Da der LZW Algorithmus nur Zeichenketten verarbeitet, muss ein zweidimensionales Bild auf nur noch eine Dimension reduziert werden. Dies geschieht durch Aneinanderreihung der Pixel in einer Schlangenlinie (**Bild 4**). Dadurch wird die Stetigkeit des Temperaturverlaufs im nun eindimensionalen Bild gewährleistet und der resultierende Bildstring weist keine künstlichen Sprünge an den Rändern der Bildzeilen auf.

Der dadurch entstandene Informationsverlust in vertikaler Richtung kann durch Anwendung eines Filters ausgeglichen werden. Zwischen zwei vertikalen Pixeln wird die Differenz der Grauwerte berechnet (**Bild 5**). Überschreitet der Betrag dieser Differenz einen festgelegten Schwellwert, so wird bei beiden Pixeln ein zusätzliches Bit gesetzt. Nach CERRA & DATCU (2010) liefert ein Schwellwert bei 40% des Grauwertspektrums eine Verbesserung der Erkennungsrate.

2.2 Klassifikation

Angewandt auf alle Bilder im Datensatz, werden für jedes Bild alle Ähnlichkeiten zu den restlichen Bildern erzeugt. Bei einer Anzahl von n Bildern ergeben sich so $n(n-1)$ Werte, die sich am besten in einer oberen bzw. unteren Dreiecksmatrix darstellen lassen. Addiert mit seiner Transponierten beschreibt diese Matrix zeilen- und spaltenweise die Merkmalsvektoren der IR-Bilder. Die Klassifizierung neuer Datensätze erfolgt entweder durch ein Nearest-Neighbor-Verfahren oder eine Mittelwertanalyse der Merkmalsvektoren.

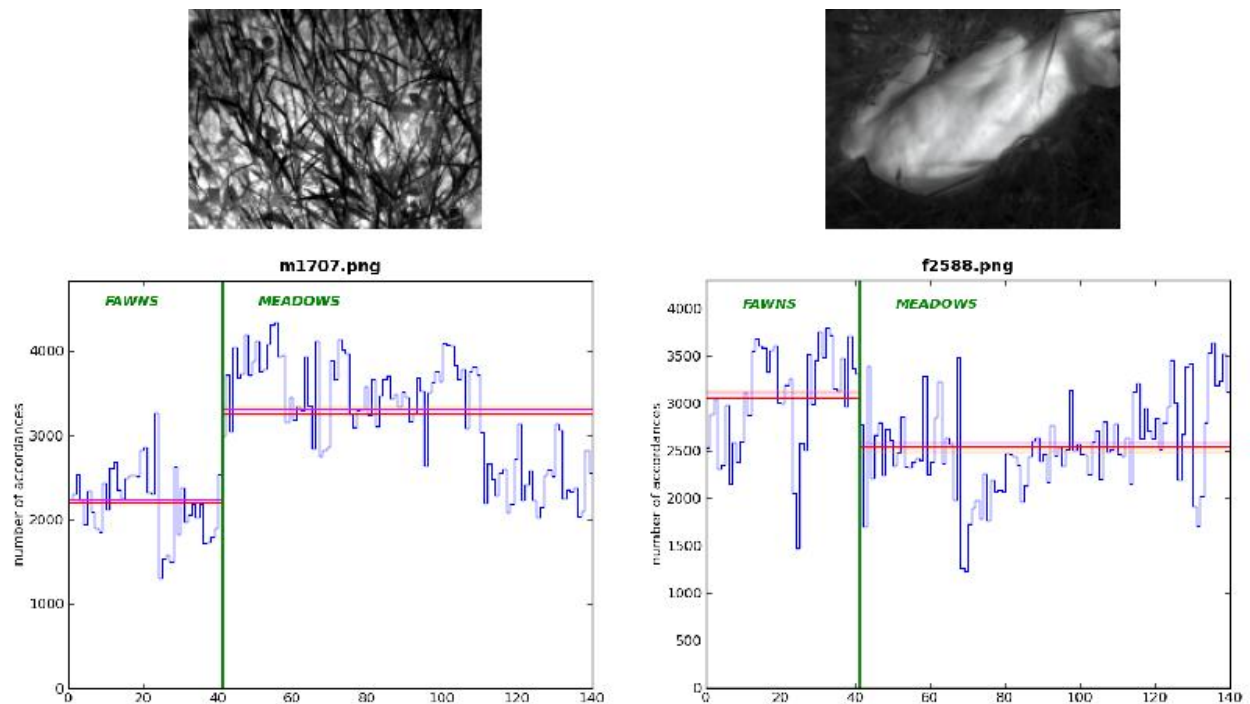


Bild 6: Thermalbilder von Wiese und Rehkitz (oben) und Merkmalsvektoren dieser Bilder (unten)

Zur Mittelwertanalyse ist es notwendig, dass die Ähnlichkeiten entsprechend der vorhandenen Klassen, also Rehkitze und Wiesen, im Merkmalsvektor zusammenhängend gruppiert sind (siehe **Bild 6** unten). Die Diagramme stellen die Merkmalsvektoren der darüberliegenden Bilder dar. Ein Eintrag eines Merkmalsvektors ist der Ähnlichkeitswert (number of accordances) zu einem Bild in der Trainingsmenge. Die Länge des Merkmalsvektors wird also von der Anzahl der Trainingsbilder (horizontale Achse) bestimmt. Steht also die Klassifizierung eines neuen Bildes an, so wird dessen Merkmalsvektor in Bereiche entsprechend der Anzahl von Klassen aufgeteilt und jeweils das quadratische Mittel (magenta), das arithmetische Mittel (rot) und der Median (orange) gebildet. Jeder Bereich deckt die Ähnlichkeiten zu den Bildern der entsprechenden Klasse ab.

Als besonders geeignet erwies sich der Median, da dieser robust gegenüber Ausreißern ist. So können auch den Klassen entsprechend untypische Bilder mit in die Trainings-

menge aufgenommen werden. Entscheidend für die Zuordnung des neuen Bildes zu einer Klasse ist also der größere Median. In **Bild 6** links unten ist der Merkmalsvektor eines neuen IR-Bildes (**Bild 6** links oben) dargestellt. Die grüne vertikale Linie trennt die Ähnlichkeiten zu den Rehkitzbildern und den Wiesenbildern in der Beispielmenge. Da der Median im Bereich der Wiesenbilder größer ist, als im Bereich der Rehkitze, handelt es sich bei dem aktuellen IR-Bild um ein Wiesenbild. Der Objekterkennungsalgorithmus hat also kein Rehkitz feststellen können. Im Gegensatz hierzu wurde für das rechte Thermalbild im erzeugten Merkmalsvektor (**Bild 6** rechts unten) eine Zuordnung zur Klasse der Rehkitze durch den Algorithmus festgestellt.

Durch Bildung der absoluten Differenz zwischen den Merkmalsvektoren, lässt sich die Ähnlichkeit zu einem einzelnen Bild in der Trainingsmenge bestimmen. Der Merkmalsvektor beschreibt die Ähnlichkeit eines Bildes zu allen vorhandenen Bildern. Je kleiner die Differenz zwischen zwei Merkmalsvektoren, desto eindeutiger ist ihre Zuordnung in die gleiche Klasse. Beim Nearest Neighbor Ansatz erfolgt die Einteilung in eine Klasse über das Auffinden des ähnlichsten Merkmalsvektors. Da ein Kitzbild hohe Ähnlichkeiten mit anderen Kitzbildern aufweist, ist der Betrag der absoluten Differenz im linken Abschnitt der Merkmalsvektoren sehr gering. Auch im rechten Abschnitt der Merkmalsvektoren verhalten sich die Ähnlichkeiten gleich, da Kitzbilder entsprechend weniger Gemeinsamkeiten mit Wiesenbildern aufweisen.

3 Anwendung

3.1 Hardwareaufbau

Der Oktokopter vom Typ Falcon 8 stellt die Plattform für den fliegenden Wildretter dar. Aufgrund geringer Zuladungskapazität kamen extra leichtgewichtige Komponenten zum Einsatz. Diese sind auf einen Nutzlasthalter mit automatischer Richtungs- und Neigungsregulierung montiert.

Die verwendete Thermalkamera hat eine Auflösung von 640 x 480 Pixeln und ein 19 mm Weitwinkelobjektiv. Der Blickwinkel (Field of View) dieser Optik beträgt 32°x26°. Das ist in etwa der Blickwinkel, bei dem man gerade noch Kitz in ein Meter hohem Gras erkennen kann. Bei einer Flughöhe von 50 m kann mit dieser Optik ein durchschnittliches Kitz noch auf ca. 24 Pixeln abgebildet werden. Die Schwadbreite lässt sich über die Formel Schwadbreite = $2 \cdot \text{Flughöhe} \cdot \frac{FOV}{2}$ berechnen. Bei 50 m Flughöhe sind es 28,7 m.

Bild 7 zeigt den Systemaufbau des „fliegenden Wildretters“: Die Bilder der Thermalkamera werden über den analogen Videolink direkt auf den Monitor an der Fernbedienung geschickt. Parallel dazu werden die Bilddaten durch den Framegrabber digitalisiert. Durch einen Triggerimpuls wird die Capturesoftware veranlasst die Bilddaten abzuspeichern. Der Triggerimpuls löst aus, sobald der Oktokopter sich an der GPS-Position befindet, die der Autopilot vorgegeben hat. Der Mustererkenner registriert das

neu abgespeicherte Bild und verarbeitet es. Wird ein Rehkitz detektiert, dann wird ein Alarmsignal und die aktuelle GPS-Position über die Funkverbindung an die Bodenstation gesendet.

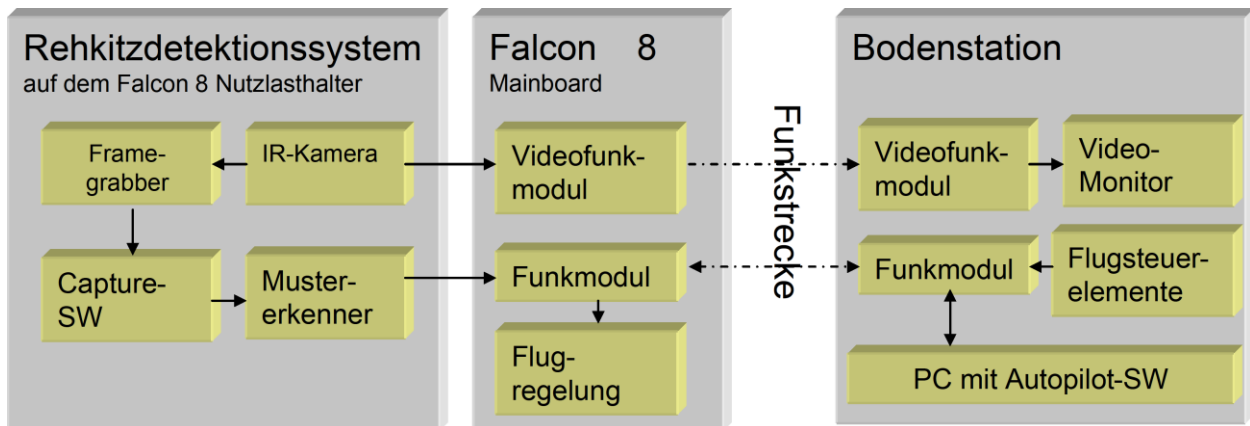


Bild 7: Blockdiagramm des Systemaufbaus

3.2 Datensatz

Seit 2008 entsteht die Fawn & Meadow Datenbank mit RGB- und Thermalbildern von Rehkitzen und Wiesen. **Bild 8** zeigt typische Thermalbilder dieser Sammlung. Die Datenbank umfasst momentan 103 Wiesen- und 44 Kitz-Thermalbilder. Sie besitzen eine Auflösung von 160 x 120 Pixeln und wurden mit einer Thermalkamera vom Typ E45 der Firma FLIR aus einer Höhe von 1,2 m aufgenommen.

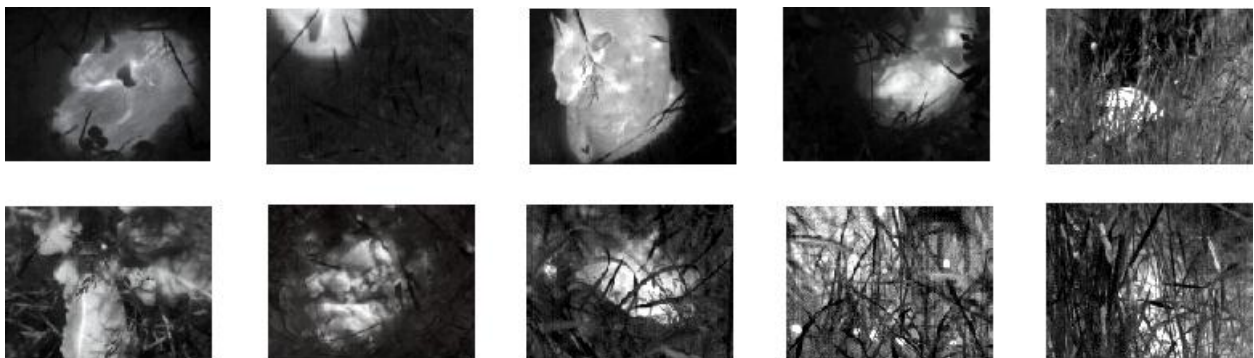


Bild 8: Thermalbilder aus der Fawn & Meadow Datenbank. Oben: Rehkitzbilder, unten: Wiesenbilder

3.3 Ergebnisse und Ausblick

Mit dem Nearest Neighbor Klassifikator liegt die falsch positiv Rate (Rehkitz erkannt, obwohl nicht vorhanden), bestimmt über alle Datensätze der Bilderdatenbank, bei 1,9%, die falsch negativ Rate (Rehkitz übersehen) liegt bei 0,9%. Mittels der Mittelwertanalyse liegt die falsch positiv Rate bei allen drei Mittelwerten bei 4,5%, die falsch negativ Rate liegt beim Median und arithmetischen Mittelwert bei 11,6%. Der quadratische Mittelwert lieferte eine falsch negativ Rate von 10,7%.

Die IR-Kamera kann mit Hilfe des eingebauten Automatic Gain Control (AGC) den Kontrast des Bildes maximieren. Die Grauwerte passen sich also so der Szene an, dass immer auch weiße und schwarze Pixel vorhanden sind, unabhängig davon, ob die Temperaturdifferenz der Szene beispielsweise 5 Kelvin oder 50 Kelvin ist. Bemerkenswert ist, dass der FCD-Algorithmus eine sehr hohe Detektionsrate aufweist, auch wenn dieser AGC aktiviert ist und die Grauwerte auf den Bildern ganz unterschiedliche Temperaturwerte darstellen.

Dieses Jahr ist geplant, einen Datensatz an Bildern aus der geplanten Flughöhe von 50 m anzulegen. Dadurch ist es dann möglich das System im realen Einsatz zu testen. Wir erwarten damit ähnliche Ergebnisse wie mit den Thermalbildern aus 1,2 m Höhe.

4 Danksagung

Die Autoren danken Dr. Daniele Cerra, Prof. Mihai Datcu und der Firma ISA (Veronika Rupprecht) für ihre hilfreiche Unterstützung. Die dargestellten Arbeiten werden durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung im Rahmen des Verbundprojekts „Entwicklung und Erprobung eines Trägersystems mit Sensortechniken zur Auffindung wild lebender Tiere beim Mähen landwirtschaftlicher Flächen – Wildretter“ gefördert (BMBF-Förderkennzeichen 16SV3669).

Literaturverzeichnis

- CERRA D., DATCU M. (2010):** Image Retrieval using Compression-based Techniques. In: 8th International ITG Conference on Source and Channel Coding (SCC '10)
- JARNEMO A. (2002):** Roe deer *Capreolus capreolus* fawns and mowing-mortality rates and countermeasures. In: *Wildlife Biology* 8 (2002), Nr. 3, S. 211–218. – ISSN 0909–6396
- ZIV J., LEMPEL A. (1978):** Compression of individual sequences via variable-rate coding. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 24 (1978), Nr. 5, S. 530–536. <http://dx.doi.org/10.1109/TIT.1978.1055934>. – DOI 10.1109/TIT.1978.1055934

Untersuchungen zur automatisierten Unkrauterkenennung in Kulturpflanzenbeständen mit Hilfe des Sensorsystems MiniVeg[®]

Roland Gerhards¹, Martin Weis¹, Christoph Gutjahr¹, Jürgen Schulz², Hans Jancker²

¹Fachgebiet Herbologie, Universität Hohenheim, 70593 Stuttgart
Email: gerhards@uni-hohenheim.de

²Fritzmeier Umwelttechnik GmbH & Co. KG., 85655 Großhelfendorf

Zusammenfassung: In dieser Studie wurde das Sensorsystem MiniVeg[®] der Firma Fritzmeier Umwelttechnik GmbH für die Unkrauterkenennung im Online-Verfahren in vier Feldversuchen eingesetzt. Der Sensor misst die durch einen Rotlaser induzierte Chlorophyllfluoreszenz und Reflexion in einer Frequenz von 500 Punktmessungen je Sekunde. Aus der Höhe der Fluoreszenz und der Reflexion wurde die Zahl und Rate der „Pflanzentreffer“ berechnet und diese mit der Unkrautdicke und dem Unkrautdeckungsgrad korreliert. Die Trefferrate und Trefferanzahl des MiniVeg[®]-Sensors korrelierten in drei Feldversuchen signifikant mit den bildanalytisch gemessenen Unkrautdeckungsgraden und Unkrautdichten. Die Unkrautverteilung in Weizen an den Standorten Heidfeldhof und Ihinger Hof konnte mit dem MiniVeg[®]-Sensor zu ca. 75% richtig abgebildet werden. In einem weiteren Feldversuch mit Weizen am Standort Kopenhagen korrelierten die Unkrautdicke/-deckungsgrad nicht mit den MiniVeg[®]-Sensordaten.

Summary: In this study, the sensor system MiniVeg[®] of the company Fritzmeier Umwelttechnik GmbH was used to detect weeds in an online procedure within four field trials. The sensor measures the chlorophyll fluorescence and red light reflection, induced by a red laser at a rate of 500 point measurements per second. From the amount of fluorescence and reflection a count and rate of “plant hits” was derived and correlated with the weed coverage. The hit rate and hit counts of the MiniVeg[®] sensor correlated significantly for three of the field trials with an image-based measurement of weed coverages and weed densities. The weed distribution in a wheat crop at the locations Heidfeldhof and Ihinger Hof were successfully mapped with a correctness of 75%. In one further wheat field trial located in Copenhagen the weed density and coverage measurements did not correlate with the MiniVeg[®] sensor data.

1 Einleitung

Herbizide sollen nach den Grundprinzipien des integrierten Pflanzenschutzschutzes nur dann eingesetzt werden, wenn die ökonomische Unkrautschadensschwelle überschritten ist; d.h. die Kosten einer Unkrautbekämpfung sind niedriger als der zu

erwartende Ertragsverlust durch die Unkrautkonkurrenz (NIEMANN 1981). In der landwirtschaftlichen Praxis werden Entscheidungen zur Unkrautkontrolle in der Regel einheitlich für den gesamten Schlag getroffen. Zahlreiche Untersuchungen haben allerdings gezeigt, dass Unkräuter innerhalb landwirtschaftlicher Flächen heterogen verteilt sind (MARSHALL 1988, CHRISTENSEN & HEISEL 1998). Beispielweise stellte MARSHALL (1988) fest, dass nur 10% der Fläche eines Getreideschlages mit Gräsern bedeckt waren. JOHNSON *et al.* (1995) bonitierte in Mais- und Sojabohnenfeldern, dass auf 30% der Fläche keine Unkräuter und auf 70% keine Ungräser vorkamen. Durchschnittlich 40-50% der Herbizide könnten eingespart werden, wenn exakte Informationen über die Verteilung von Unkräutern innerhalb von Ackerflächen vorliegen (GERHARDS & CHRISTENSEN 2003). Es wurde auch beobachtet, dass sich die Populationsdichte der Unkräuter nicht erhöhte, wenn über mehrere Jahre teilflächen-spezifische Unkrautbekämpfungs-verfahren durchgeführt wurden (HÄUSLER 1998, RITTER 2008). Verfahren der teilschlagspezifischen Unkrautbekämpfung im Ackerbau konnten in der landwirtschaft-lichen Praxis bislang nicht eingesetzt werden, weil es an automatisierten und praxisreifen Verfahren der Unkrauterfassung und -erkennung fehlt (KUNISCH 2002). Sensorsysteme wie DetectSpray[®] (BILLER 1998) oder WeedSeeker[®] (DOHMEN 1996) können grüne Pflanzen vor dem Hintergrund des Bodens und toter organischer Substanz unterscheiden und damit Applikationsentscheidungen im Obst- und Weinbau, auf Bracheflächen, Bahndämmen oder im Reihenzwischenraum von Kulturpflanzen mit nicht-selektiven Herbiziden unterstützen. Um jedoch die Einspar-potentiale der teilschlagspezifischen Unkrautbekämpfung in landwirtschaftlichen Kulturpflanzen zu nutzen, muss zwischen Unkraut und Kulturpflanze unterschieden werden. Arbeiten von PÉREZ *et al.* (2000), SOGAARD & HEISEL (2002), YANG *et al.* (2003) und GERHARDS & OEBEL (2006) zeigten, dass durch bildanalytische Verfahren eine Erkennung von Unkrautarten und Bewertung der Unkrautdichte oder des relativen Unkrautdeckungs-grades in verschiedenen Kulturpflanzen möglich ist. Verfahren der Bildaufnahme und -auswertung sind allerdings häufig nicht automatisiert oder befinden sich noch in der Entwicklung. Mit Unkrautverteilungskarten, die über bildanalytische Verfahren erstellt wurden, können in Verbindung mit einer geeigneten Applikations-technik Unkrautnester gezielt bekämpft werden.

Die Firma Fritzmeier Umwelttechnik hat den MiniVeg[®]-Sensor entwickelt. Der Sensor misst die Chlorophyllfluoreszenz und die Reflexion, die durch einen roten Laser induziert wird. Ziel dieser Untersuchungen war es, das Sensorsystems MiniVeg[®] für die Unkrauterkenntung im Online-Verfahren in Kulturpflanzenbeständen zu erproben. Insbesondere sollten Eichkurven zur Korrelation der MiniVeg[®]-Sensordaten mit bildanalytisch gemessenen Unkrautdeckungsgraden und gezählten Unkrautdichten erstellt werden. Diese Arbeiten wurden unter Feldbedingungen in Weizen durchgeführt. Dabei sollte die Unkrautverteilung zum Zeitpunkt vor einer praxisüblichen Unkraut-bekämpfungsmaßnahme manuell und mit den Sensoren automatisiert bestimmt werden. Daraus wurden dann Unkrautverteilungskarten mit Interpolationsverfahren

erstellt. Anschließend wurden mit Hilfe von Schwellenwerten Applikationskarten für die teilschlagspezifische Unkrautbekämpfung erzeugt.

2 Material und Methoden

Gegenstand dieser Arbeit ist ein Vergleich verschiedener optischer Sensorsysteme zur Unkrauterfassung. Die nähere Vorgehensweise auf den verschiedenen Versuchsfeldern sowie die Auswertung der Messungen sollen im Folgenden vorgestellt werden.

Versuchsfelder

Die Versuchsfelder befanden sich auf den Versuchstationen Heidfeldhof und Ihinger Hof der Universität Hohenheim, der Versuchstation Taastrup der Universität Kopenhagen und dem Praxisbetrieb Breitenbücher in Uhingen-Sparwiesen.

Erfassung der Unkrautverteilung im Versuch

Zur Bestimmung des Unkrautbefalls wurden verschiedene Methoden benutzt und miteinander verglichen. Genauer untersucht werden sollte die Genauigkeit des MiniVeg[®] Systems der Firma Fritzmeier. Als Kontrolle wurde eine manuelle Bonitur mit dem Göttinger Zählrahmen durchgeführt. Diese Methode wurde gewählt, um die Genauigkeit der Sensoren zu überprüfen. Bei diesem Verfahren wurde ein Rahmen mit der Größe von 0,4 m² über die Kultur gelegt und die Anzahl der aufgelaufenen Unkräuter gezählt. Der Messkopf des MiniVeg[®]-Sensors wurde in den Versuchen in Kopenhagen, Heidfeldhof und Uhingen-Sparwiesen per Hand an den gleichen Stellen über den Pflanzenbestand geführt. Auf dem Ihinger Hof wurden zusätzlich Messungen mit einem Geräteträger durchgeführt. Dazu wurde der Sensor an einen Geräteträger montiert und 50 cm über dem Pflanzenbestand geführt. Die Messdauer betrug 10 Sekunden je Parzelle. Während der Messung wurde der Messkopf wellenförmig über die Kulturpflanzenreihe geführt mit einer Amplitude von ca. 25 cm quer zur Fahrtrichtung (**Bild 1**).



Bild 1: Befestigung des MiniVeg[®]-Sensors an das Gestänge des Trägerfahrzeugs mit Halterung (1), Antrieb (2), beweglicher Arm (3) und Messkopf (4)

Datenauswertung

Die Daten der manuellen Bonitur wurden in Unkrautdichten pro m² umgerechnet und in eine Tabelle eingetragen. Unkrautarten wurden in die Gruppen „Ungräser“, „annuelle Unkräuter“ und „perennierende Unkräuter“ gruppiert. Mit bildanalytischen Methoden wurde der prozentuale Deckungsgrad von Unkrautgruppen und der Kulturpflanze berechnet. Die Daten des MiniVeg[®]-Sensors wurden auf eine Speicherkarte geschrieben und mit Hilfe einer Software der Firma Fritzmeier ausgelesen, konvertiert und visualisiert. Mit einem zusätzlichen Skript in der Statistiksoftware R wurden aus den Rohdaten die Zahl der „Treffer“ (Messwerte mit einer Differenz aus Signal (beleuchtet) und Untergrund (unbeleuchtet) > 50) und der relative Anteil von Pflanzensignalen an den Gesamtmessungen, die sogenannte Trefferrate berechnet. Die Messwerte der laser-induzierten Fluoreszenz (LIF) und die Messwerte der Rot-Reflexion wurden ausgewertet und mit gleicher Skalierung für jede Parzelle geplottet. Der Schwerpunkt der Punktwolken wurde aus den Mittelwerten berechnet, beide Hauptkomponentenachsen und Eigenvektoren ermittelt und aus dem die Endpunkte der Eigenvektoren verbindenden Vektor V_e die Steigung bestimmt sowie der Formfaktor FF aus dem Quotienten der Varianzen $S_{\text{Reflexion}}$ und S_{LIF} der Punktwolke kalkuliert. Zur statistischen Auswertung der Messdaten wurde ein Korrelationskoeffizient zwischen der Unkrautdichte, dem bildanalytisch gemessenen Deckungsgrad und der Trefferzahl berechnet.

3 Ergebnisse

In **Tabelle 1** werden die Versuchsstandorte mit den Leitunkräutern beschrieben.

Tabelle 1: Liste der durchgeführten Feld- und Gewächshausversuche 2008/2009 mit dem Sensorsystem MiniVeg zur Unkrauterkenung

Kulturpflanze	Leitunkräuter	Zeitraum	Ort
Winterweizen	<i>Sinapis arvensis</i> , <i>Stellaria media</i> , <i>Matricaria inodora</i> , <i>Poa annua</i>	November 2008	Universität Kopenhagen
Winterweizen	<i>Stellaria media</i> , <i>Galium aparine</i> , <i>Alopecurus myosuroides</i>	Oktober/November 2008	Ihinger Hof
Sommerweizen	<i>Lamium purpureum</i> , <i>Galium aparine</i> , <i>Alopecurus myosuroides</i>	April/Mai 2009	Heidfeldhof
Stoppel Wintertriticale	<i>Calystegia sepium</i>	September 2009	Uhingen- Sparwiesen

Am Standort **Kopenhagen** variierte die Unkrautdichte sehr stark von 0 bis ca. 1000 Unkräutern je m². Der Weizen war zum Zeitpunkt der Aufnahmen im BBCH-Stadium 13 und die Unkräuter im Stadium BBCH 11-13. Es wurde an 1294 Messpunkten im Raster von 2 m x 2 m die Unkrautdichte manuell für jede Unkrautart ermittelt. Zusätzlich wurde mit dem MiniVeg[®]-Sensor die Trefferzahl und die Trefferrate und bildanalytisch die Unkrautdichte und der Unkrautdeckungsgrad bestimmt. Während der gesamten Messphase (7 Tage) war es bewölkt und der Boden feucht. Es konnte keine Beziehung zwischen den Trefferzahlen/Trefferraten des MiniVeg[®]-Sensors mit den manuellen Messungen der Unkrautdichte und den bildanalytisch bestimmten Daten ermittelt werden (**Bild 2**).

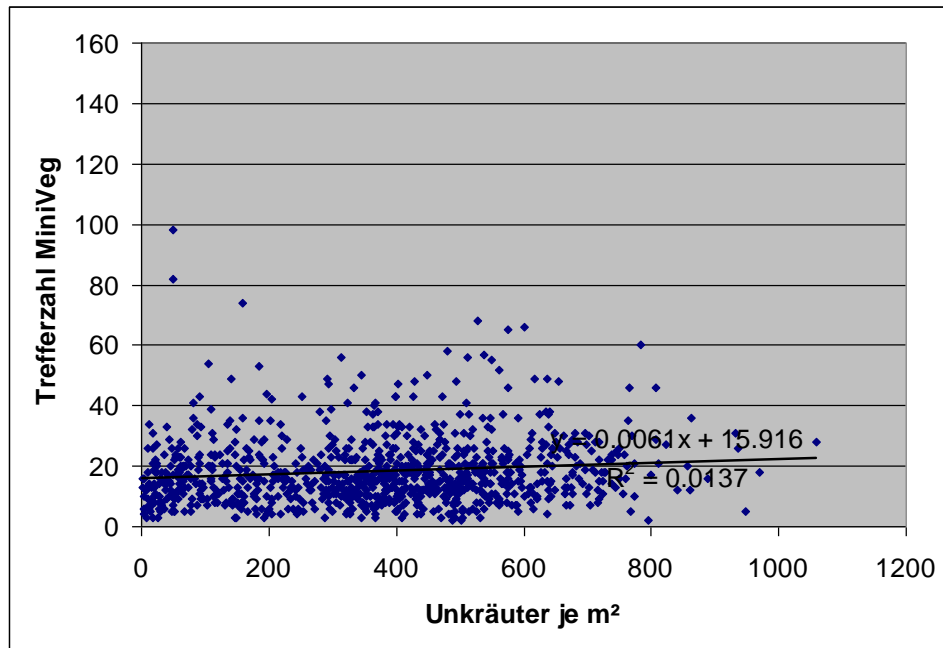


Bild 2: Korrelation der Trefferrate des MiniVeg[®]-Sensors mit der manuell gemessenen Unkrautdichte in Winterweizen am Standort Kopenhagen im November 2008

Am Standort **Ihinger Hof** konnte die Unkrautverteilung in Winterweizen mit dem MiniVeg[®]-Sensor und der bispektralen Kamera zu ca. 75% richtig abgebildet werden, d.h. 75% der Messwerte lieferten die gleiche Applikationsentscheidung wie die manuellen Messungen (**Bild 3**).

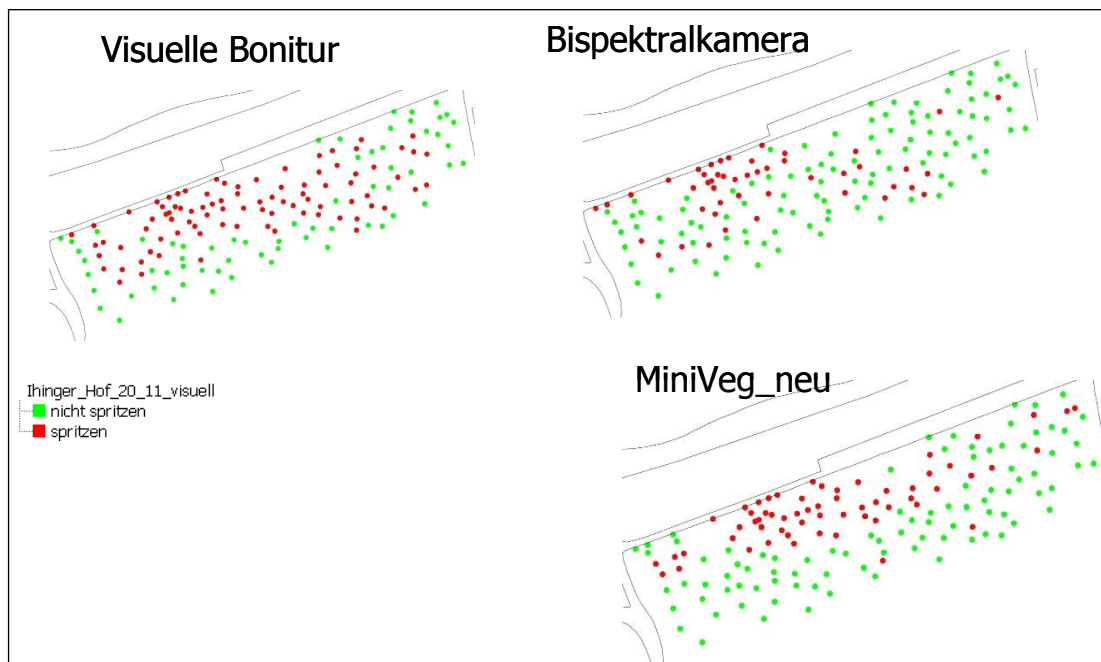


Bild 3: Applikationskarten zur Bekämpfung von Ungräsern, insbesondere *Alopecurus myosuroides* anhand der verschiedenen Bonitur- und Messmethoden in Winterweizen im November 2008

In **Sommerweizen** (Heidfeldhof) wurden die höchsten Korrelationen mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,98 zwischen der Unkrautdichte und den MiniVeg[®]-Trefferraten gemessen (**Bild 4**). Der Sommerweizen befand sich zum Zeitpunkt der Messungen im 3-Blattstadium. Der Boden war trocken und es war leicht bewölkt. Die Unkräuter befanden sich im Entwicklungsstadium BBCH 11-13.

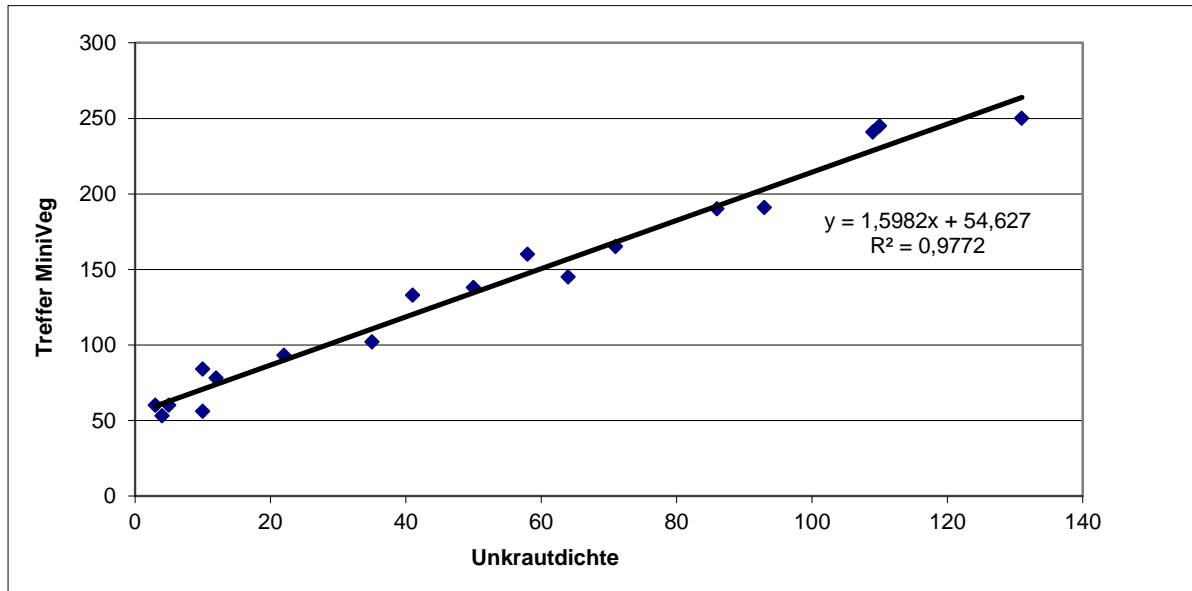


Bild 4: Beziehung zwischen der Unkrautdichte in Sommerweizen und der Trefferzahl mit dem MiniVeg-Sensor

Sensoranpassungen

Die Ergebnisse der Untersuchungen zeigen, dass der MiniVeg[®]-Sensor in einzelnen Versuchen gut geeignet ist, um Unkräuter in Kulturpflanzenbeständen zu erkennen und die Unkrautdichte anhand des Fluoreszenzsignals präzise zu schätzen. In anderen Versuchen konnten diese Beziehungen nicht erzielt werden. Die Analyse der Messwerte zeigte, dass in diesen Experimenten das Untergrundsignal zu hoch war und die Empfindlichkeit des Sensors hätte herunter geregelt werden müssen, um durch die Laseranregung einen Messwert von den Pflanzen zu erlangen. Daher wurde eine automatische Regelung und Anpassung des Sensors an das Umgebungslicht und die Signalstärke der Pflanzen und des Bodens entwickelt und implementiert. Zusätzlich wurde der Sensor um einen Empfangskanal erweitert. Somit konnte gleichzeitig sowohl das Fluoreszenzsignal als auch das lasergenerierte Reflexionssignal erfasst werden. Die technische Realisierung dieser Maßnahme ist in **Bild 5** gezeigt.

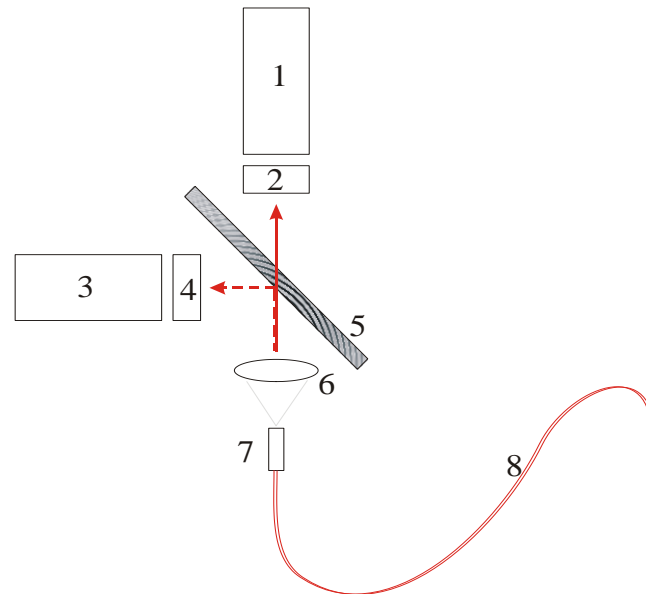


Bild 5: Zeitgleiche Detektion von Fluoreszenzlicht und reflektiertem Licht von einem Bodenkpunkt. Erläuterungen siehe Text, wobei die in Klammern gestellten Ziffern die Systemkomponenten bezeichnen.

Das vom Ziel über Lichtwellenleiter (8), Ferrule (7) und abbildendes Linsensystem (6) geführte Licht, das sich aus Sonnenlichtuntergrund und Laser-generiertem Reflexions- und Fluoreszenzsignal zusammensetzt, wird mittels geeignet dimensioniertem Strahlteiler (5) in zwei Fraktionen unterschiedlicher Intensität zerlegt. Der eine Teil (ca. 10%) wird am Strahlteiler im 90°-Winkel reflektiert und trifft auf den Detektor (3). Ein Interferenzfilter mit Bandpasscharakteristik (4) lässt dabei nur Licht passieren, das der vom Laser ausgesendeten Energie entspricht. Damit detektiert man in diesem Kanal nur Licht, das vom Laser stammt und elastisch am Ziel reflektiert wurde, überlagert vom Sonnenlicht dieser Energie. Der restliche Teil (ca. 90%) passiert den Strahlteiler geradlinig. Ein geeignet dimensioniertes Interferenzfilter (2) vor dem Detektor (1), lässt nur den Teil des Lichtes passieren, der die Energie des Fluoreszenzlichtes besitzt, das vom Chlorophyll emittiert wird, überlagert vom Umgebungssonnenlicht in diesem Wellenlängenbereich. Da in beiden Kanälen einmal das Untergrundlicht mit Laserlicht-generiertem Signalanteil (Laserdiode eingeschaltet) und kurz darauf alleinig das Untergrundlicht (Laserdiode ausgeschaltet) gemessen wird, lässt sich der reine Signalanteil jeweils durch Subtraktion des gemessenen Untergrundlichtanteils vom Gesamtsignal bestimmen. Hintergrund dieser Anpassung ist, dass Pflanzen das rote Licht des Sensors durch die Pigmente der Photosysteme absorbieren, während Boden und abgestorbene Pflanzenreste dieses Rotlicht reflektieren. Damit sollte die Unterscheidbarkeit von Pflanze und Boden noch zuverlässiger erfolgen.

Mit dem veränderten MiniVeg-Sensor wurden Feldversuche auf der Stoppel nach der Ernte von **Triticale** durchgeführt, um Nester mit *Calystegia sepium* zu detektieren. In dieser Fläche befand sich ein Unkrautnest von ca. 120 m Länge und ca. 15 m Breite (**Bild 6**). Die Messpunkte waren auf 5 Reihen verteilt. Die erste Reihe verlief links

neben dem Nest, wo durchschnittlich 2-3% der Fläche mit grünen Pflanzen bedeckt war, die zweite Reihe am linken Rand des Nestes mit 20-30% Deckungsgrad, die mittlere Reihe ging durch die Mitte des Nestes mit 80-90% Deckungsgrad, die vierte Reihe verlief am rechten Rand des Nestes mit 20-30% Deckungsgrad und die fünfte Reihe rechts neben dem Nest mit 3-5% Deckungsgrad. Zwischen den Messpunkten in der Reihe betrug der Abstand 10 m.



Bild 6: Erntestoppel von Triticale mit einem Nest von *Calystegia sepium*, aufgenommen im September 2009 am Standort Uhingen-Sparwiesen

Im Bereich der Nester von Zaunwinde (*Calystegia sepium*) mit 80-90% DG war die laser-induzierte Fluoreszenz relativ hoch und die Reflexion gering. Umgekehrt war es außerhalb des Nestes im Bereich der Getreidestoppel mit 2-3% DG (**Bild 7**)

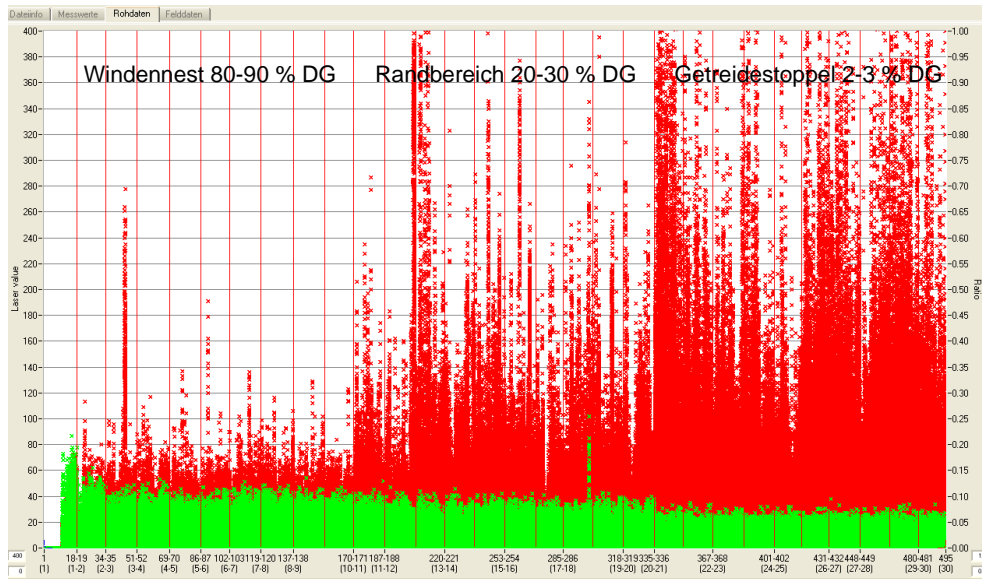


Bild 7: Laser-induzierte Fluoreszenz (grün) und Rot-Reflexion (rot) im Bereich der Nester von Zaunwinde (*Calystegia sepium*) mit 80-90% DG, im Randbereich 20-30% DG und im Bereich der Getreidestoppel mit 2-3%, aufgenommen im September 2009 am Standort Uhingen-Sparwiesen

Nach Auswertung aller Einzelmessungen wird deutlich, dass sich Bereiche mit hohem Unkrautdeckungsgrad eindeutig in der Verteilung der Messwerte von Bereichen mit geringem Unkrautbefall unterscheiden. Anhand des Mittelwertes der Fluoreszenz und Reflexion sowie anhand des Verlaufs der Hauptkomponentenachsen und der Kompaktheit der Punktwolke lassen sich diese differenzieren (**Bild 8**).

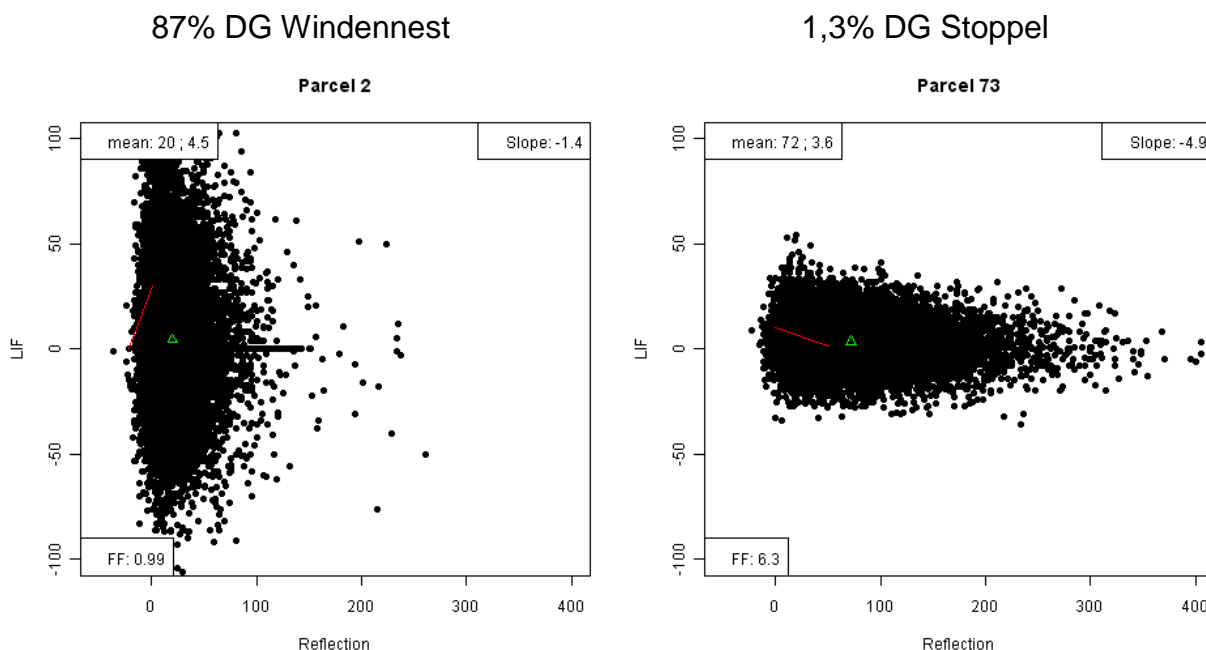


Bild 8: Plot aller Messwerte (laser-induzierte Fluoreszenz (LIF) und Rot-Reflexion jeweils mit Mittelwerten (oben links), Steigung des Eigenvektors (oben rechts) und Kompaktheit der Punktwolke (unten links)

4 Diskussion und Schlussfolgerungen

Die Ergebnisse belegen, dass mit dem Sensorsystem MiniVeg[®] in Weizen die Unkrautdichte gemessen und Teilbereiche detektiert werden können, in denen die ökonomische Unkrautschadensschwelle überschritten ist. Das Sensorsystem muss dazu jeweils in einer unkrautfreien Kontrollparzelle kalibriert werden, bzw. Kalibrationswerte werden aus einer Datenbank aus Versuchen vorheriger Jahre übernommen. Anschließend wird ein Schwellenwert für die Trefferzahl, bzw. Trefferrate (in %) für jede Kulturpflanze und Entwicklungsstadium definiert, ab dem von dem Sensor ein Signal zum Einschalten der Herbizidspritze übertragen werden soll. Mit diesem Verfahren ist es möglich, die heterogene Unkrautverteilung bei der Herbizidausbringung zu berücksichtigen und an jeder Position des Feldes eine Bekämpfung durchzuführen, die auf die lokale Verunkrautung abgestimmt ist.

Die Modifikation des MiniVeg[®]-Sensors mit einer automatischen Anpassung an die Sonneneinstrahlung und die Messung der Rot-Reflexion war notwendig, um flexibler auf die Variation des Umgebungslichtes reagieren zu können. Diese Entwicklungen konnten erst ab September 2009 in Feldversuchen getestet werden, so dass damit weitere Erfahrungen gesammelt werden müssen.

Da der MiniVeg[®]-Sensor sehr empfindlich auf Schwankungen des Gesamtdeckungsgrades reagiert, besteht ein weiteres großes Potential darin, diesen Sensor auch zur Kartierung perennierender Unkrautarten (z. B. *Cirsium arvense*, *Convolvulus arvensis*, *Rumex crispus*) in Kulturpflanzen einzusetzen. Dies hätte einen großen ökonomischen und ökologischen Nutzen, da die teilschlagspezifische Bekämpfung dieser Arten zu einer hohen Herbizideinsparung führen würde.

Literaturverzeichnis

- BILLER R.H. (1998):** Reduced input of herbicides by use of optoelectronic sensors. Journal of Agricultural and Engineering Research, Volume 71 4, S. 357-362
- CHRISTENSEN S., HEISEL T. (1998):** Patch spraying using historical, manual and real-time monitoring of weeds in cereals. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVI, 257-263
- DOHMEN B. (1996):** Optoelektronisch gesteuerte Applikation von Herbiziden – Erfahrungen mit dem amerikanischen System WeedSeeker bei der Unkrautbekämpfung auf Bahndämmen. In: Innovative Verfahren zur Unkrauterkenntung. KTBL Arbeitspapier 236, 86-94
- GERHARDS R., CHRISTENSEN S. (2003):** Real-time weed detection, decision making and patch spraying in maize, sugarbeet, winter wheat and winter barley. In: Weed Research, Volume 43 6, S. 385-392
- GERHARDS R., OEBEL H. (2006):** Practical experiences with a system for site-specific weed control in arable crops using real-time image analysis and GPS-controlled patch spraying. In: Weed Research, Volume 46 3, S.185-193
- HÄUSLER A., NORDMEYER H., NIEMANN P. (1998):** Voraussetzung für eine teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung. In: Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft 16, S. 249-256

- JOHNSON G.A. et al. (1995):** The stability of weed seedling population models and parameters in eastern Nebraska corn (*Zea mays*) and soybean (*Glycine max*) fields. In: *Weed Science*, Volume 43 4, S. 604-611
- KUNISCH M. (2002):** Precision Farming in der Unkrautbekämpfung? *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVIII*, 415-420
- MARSHALL E.J.P. (1988):** Field-scale estimates of grass populations in arable land. In: *Weed Research* 28, S. 191-198
- NIEMANN P. (1981):** Schadschwellen bei der Unkrautbekämpfung. *Angewandte Wissenschaft* 257, Landwirtschaftsverlag Münster Hilstrup
- PÉREZ A.J., LÓPEZ F., BENLLOCH J.V., CHRISTENSEN S. (2000):** Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. In: *Computers and Electronics in Agriculture*, Volume 25 3, S. 197-212
- RITTER C. (2008):** Evaluation of weed populations under the influence of site-specific weed control to derive decision rules for a sustainable weed management, *Dissertation Stuttgart-Hohenheim*
- SOGAARD H.T., HEISEL T. (2002):** Machine vision identification of weed species based on active shape models. *EWRS 12th Symposium, Wageningen*, 402-403
- YANG C.C., PRASHER S., LANDRY J.-A., RAMASWAMY H. (2003):** Development of an image processing system and a fuzzy algorithm for site-specific herbicide applications. *Precision Agriculture* 4, 5-18

Hyperspektrale Bildanalyse zur Erfassung von Blattkrankheiten der Zuckerrübe

Anne-Katrin Mahlein, Ulrike Steiner, Heinz-Wilhelm Dehne, Erich-Christian Oerke

Universität Bonn, Institut für Nutzpflanzenwissenschaften und Ressourcenschutz, Abteilung Pflanzenkrankheiten, Nussallee 9, 53115 Bonn

Zusammenfassung: Grundlegend für ein teilschlagspezifisches Management von Pflanzenkrankheiten ist eine präzise, reproduzierbare und zeitsparende Monitoringmethode. Hyperspektrale, bildgebende Verfahren zur Erfassung des Primärbefalls und der Befallsstärke von Pflanzenkrankheiten können eine Alternative zur visuellen Befallserfassung bieten. Für eine Differenzierung verschiedener Schadursachen und automatischen Klassifizierung von Pathogenen in unterschiedlichen Entwicklungsstadien ist ein detailliertes Wissen über deren spezifische spektralen Signaturen nötig. An Zuckerrüben als Modellpflanzen wurden die Auswirkungen von *Cercospora beticola* und *Erysiphe betae* auf die Reflexionseigenschaften der Blätter untersucht. Auf der Skalenebene Blatt wurden mit einem räumlich und spektral hochauflösenden Sensor hyperspektrale Imaging-Cubes multi-temporal erstellt. Basierend auf diesen hyperspektralen Informationen war es möglich, verschiedenen Entwicklungsstadien und pathogenspezifischen Symptomen charakteristische spektrale Signaturen zuzuordnen. Durch weiterführende statistische Bildverarbeitungs- und Klassifizierungsmethoden wie, Spectral angle mapper (SAM) wurden eine Differenzierung und Quantifizierung von Pflanzenkrankheiten erreicht werden.

Deskriptoren: Hyperspektrale Bildanalyse, Pflanzenkrankheiten, Klassifizierung, Spectral angle mapper.

Summary: *An objective and reproducible monitoring of plant diseases in early stages is constitutive for site-specific plant protection. Hyperspectral imaging is applicable for non-destructive assessment of health status of plants, alternative to visual disease assessment. Plant diseases influence the optical properties of plants in different ways. The aim of this study was to examine the potential of hyperspectral imaging for the detection, differentiation, and quantification of plant diseases. Reflectance spectra of sugar beet leaves infected with the fungal pathogens *Cercospora beticola* and *Erysiphe betae* causing *Cercospora* leaf spot and powdery mildew, respectively, were recorded repeatedly during pathogenesis. Hyperspectral images were recorded using an imaging line scanner. Hyperspectral image cubes were analyzed using various methods of data and image analysis and were related to ground truth data. Significant differences in the disease-specific spectra were detected in both, the visible and near infrared range. Based*

on their spectral signatures, diseases of sugar beet leaves were classified automatically using the spectral angle mapper (SAM). Automatic classification by SAM gave good differentiation between healthy and diseased sugar beets and also allowed differentiation between the different sugar beet diseases.

Keywords: Hyperspectral imaging, plant diseases, classification, Spectral angle mapper.

1 Einleitung

Hyperspektrale Bildanalyse aus dem Bereich der geographischen Fernerkundung weist ein großes Potential für eine nicht-invasive Erfassung des physiologischen Zustands von Pflanzen auf (BOCK *et al.* 2010, WEST *et al.* 2010). Verschiedene Studien haben die Möglichkeiten von Messungen der Reflektion des Sonnenlichtes von Pflanzen im sichtbaren Bereich (VIS, 400 – 700 nm), im Nah-Infrarot (NIR, 700 – 1000 nm) und im kurzwelligen Infrarot (SWIR, 1000 – 2500) beschrieben, Änderungen in der Pflanzenvitalität bedingt durch Pflanzenkrankheiten konnten spektroradiometrisch erfasst werden (MAHLEIN *et al.* 2010, STEDDOM *et al.* 2005, ZHANG *et al.* 2003).

Hyperspektrale Bildanalyse bietet sowohl spektrale wie auch räumliche Informationen über ein Objekt. Die Datenstruktur eines hyperspektralen Bildwürfels beruht auf den räumlichen X- und Y-Achsen, sowie der spektralen Z-Achse. Jeder mit einer hyperspektralen Kamera erfasste Bildpixel enthält die gesamte spektrale Information. Die Möglichkeiten und der Einsatz hyperspektraler bildgebender Verfahren im Bereich Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz ist allerdings nach wie vor im Entwicklungsstadium. BRAVO *et al.* (2003) erreichten anhand von hyperspektralen Bildern eine Früherkennung von mit Gelbrost befallenen Weizenpflanzen. POLDER *et al.* (2010) kombinierten hyperspektrale Bildanalyse zur Erfassung von TBV-infizierten Tulpen.

Durch hyperspektrale Bildanalyse ist es möglich, verschiedene Bereiche eines befallenen Blattes und verschiedene Stadien der Symptomausprägung (präsymptomatisch und symptomatisch) spektral zu bewerten. Die spektralen Signaturen können mit biophysikalischen und biochemischen Prozessen während des Befallsverlaufs verknüpft werden. Diese grundlegenden spektralen Informationen von befallenen Pflanzen können in einem nächsten Schritt zur automatischen Erfassung von Pflanzenkrankheiten integriert werden. Die visuelle Erfassung von Pflanzenkrankheiten ist ein wesentlicher Entscheidungsprozess im Pflanzenschutz. Hyperspektrale Bildanalyse bietet das Potential, diesen Vorgang objektiv, reproduzierbar und automatisiert durchzuführen. Für eine Erkennung und Differenzierung von Pflanzenkrankheiten ist eine Klassifizierungsmethode mit hoher Sensitivität und Spezifität erforderlich.

Die Untersuchungen wurden am Modell der Zuckerrübe und ihrer Krankheiten *Cercospora* Blattflecken und Echter Mehltau auf Blattebene durchgeführt. In einem ersten Schritt wurden spezifische spektrale Signaturen von Krankheitssymptomen in unter-

schiedlichen Entwicklungsstadien erfasst. Ebenso wurden verschiedene Bereiche charakteristischer Symptome Pixel-weise erfasst. Diese Informationen wurden als Referenzspektren zur Klassifikation verschiedener Pflanzenkrankheiten mittels ‚Spectral Angle Mapper‘ (SAM) genutzt. SAM ist ein überwachtetes Klassifizierungsverfahren, welches die Ähnlichkeit zwischen einem unbekanntem Spektrum und einem Referenzspektrum vergleicht (KRUSE *et al.* 1993).

2 Material und Methoden

Pflanzenanzucht und Inokulation

Zuckerrübenpflanzen wurden unter kontrollierten Bedingungen im Gewächshaus angezogen. Drei Pflanzen wurden nicht inokuliert, jeweils 3 Pflanzen wurden mit den Pathogenen *Cercospora beticola* und *Erysiphe betae* inokuliert. Pflanzenanzucht und Inokulation der Pathogene sind in MAHLEIN *et al.* (2010) beschrieben.

Hyperspektrale Bilderfassung

Hyperspektrale Bilder wurden mit dem Kamerasystem ImSpector V10E (Spectral Imaging Ltd., Oulu, Finnland) in einer Dunkelkammer erfasst. Der ImSpector V10E ist ein Linienscanner. Zur Erfassung hyperspektraler Bilder mit einer spektralen Auflösung von 4 nm und einer räumlichen Auflösung von 0,02 mm pro Pixel wurde ein Spiegelscanner eingesetzt. Das Kamerasystem war auf einem XY-Positionierungsrahmen befestigt und mit sechs ASD-Pro Lampen (Analytical Spectral Devices Inc., Boulder, USA) umgeben (**Bild 1**). Hierdurch waren während der Messungen eine konstante Beleuchtungsintensität gewährleistet. Das Kamerasystem wurde manuell fokussiert, ein Weiß- und Dunkelabgleich wurde vor jeder Messung durchgeführt. Hyperspektrale Messungen wurden täglich ab Inokulation der Pflanzen durchgeführt.

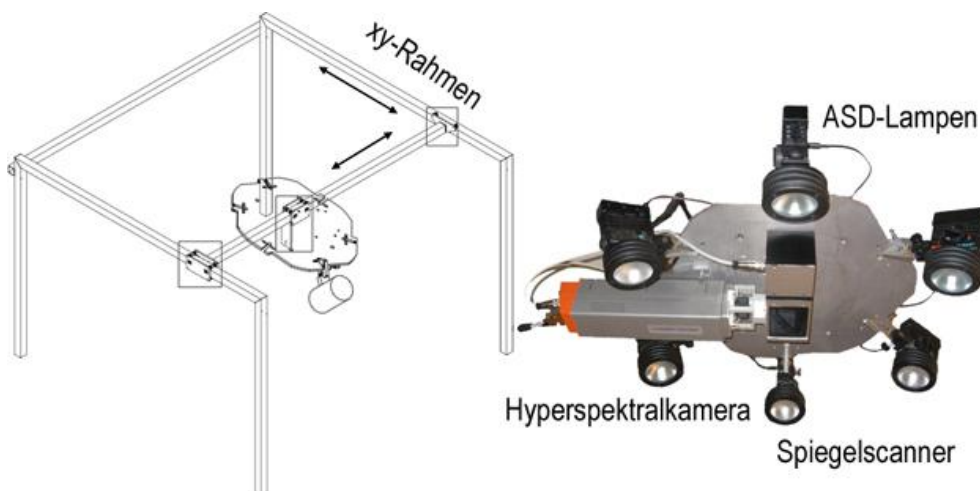


Bild 1: Messaufbau hyperspektrales Kamera-System ImSpector V10

Die Normalisation und Auswertung der Daten erfolgte mit der Software ENVI 4.6 + IDL 7.0 (ITT Visual Information Solutions, Boulder, USA). Der Savitzky-Golay Filter wurde angewendet, um die hyperspektralen Bilddaten zu glätten (SAVITZKY & GOLAY 1964).

Zur Visualisierung von RGB-Bildern wurde die Reflektion der drei Wellenlängen rot = 639 nm, grün = 551 nm und blau = 458 nm gewählt. RGB-Bilder wurden für die visuelle Erfassung tatsächlich befallener Bildpunkte genutzt.

Krankheitsspezifische spektrale Signaturen

Spektrale Signaturen wurden Pixel-weise von verschiedenen Regionen charakteristischer Symptome extrahiert. Hierfür wurden zehn voll entwickelte Symptome gleichen Alters pro Krankheit analysiert und die Spektren verschiedener Bereiche gemittelt. Diese spektralen Signaturen waren als Referenzspektren die Basis für weiterführende Auswertungen.

Klassifizierung

Eine automatische Klassifizierung von Pflanzenkrankheiten wurde mittels des ‚Spectral Angle Mappers‘ (KRUSE *et al.* 1993) durchgeführt. SAM berechnet die Ähnlichkeit zwischen einem Bildspektrum und einem Referenzspektrum an Hand des Winkels zwischen zwei Spektren im n-dimensionalen Raum. Das Ergebnis der SAM-Klassifizierung ist eine Winkel-Differenz mit einem maximalen Winkel-Schwellenwert von $0,1^\circ$. Dieses Klassifikationsergebnis wird in einem Falschfarbenbild dargestellt. Geringe Winkel-Differenzen stehen für eine hohe spektrale Ähnlichkeit, große Winkel-Differenzen für eine geringe spektrale Ähnlichkeit. Da der SAM ein überwachtes Klassifizierungsverfahren ist, wurden die spektralen Signaturen der charakteristischen Symptome als Referenzspektrum genutzt. Die Validierung der Klassifizierungsgenauigkeit erfolgte mittels Postklassifizierung.

3 Ergebnisse

‘Spectral Angle Mapper Klassifizierung’

Zur Klassifizierung von Blättern mit *Cercospora*-Blattflecken wurden die Klassen ‘gesund’, ‘Randbereich’ und ‘nekrotisches Zentrum’ gewählt. Eine Klassifizierungsgenauigkeit von 89,5% mit einem Kappakoeffizient von 0.52 wurde 11 dai erreicht. Mit steigender Befallsstärke 14 dai stieg die Klassifikationsgenauigkeit auf 96,8% und einen Kappakoeffizient von 0.92 an. 7,61% der Blattfläche wurde als befallen erfasst. Die Klassifizierung von Übergangsbereichen zwischen den verschiedenen Klassen war nicht eindeutig möglich, da es sich hier um einen graduellen Übergang von einem in den anderen Zustand handelt. Siebzehn Tage nach Inokulation wurde 20,95% der Blattfläche als befallen klassifiziert (**Bild 2A**). Eine sehr hohe Klassifizierungsgenauigkeit von 99,73%

mit einem Kappakoeffizienten von 0,98 wurde ermittelt. Die Falschfarbendarstellung des Klassifizierungsergebnisses stimmte mit der tatsächlichen Befallssituation überein.

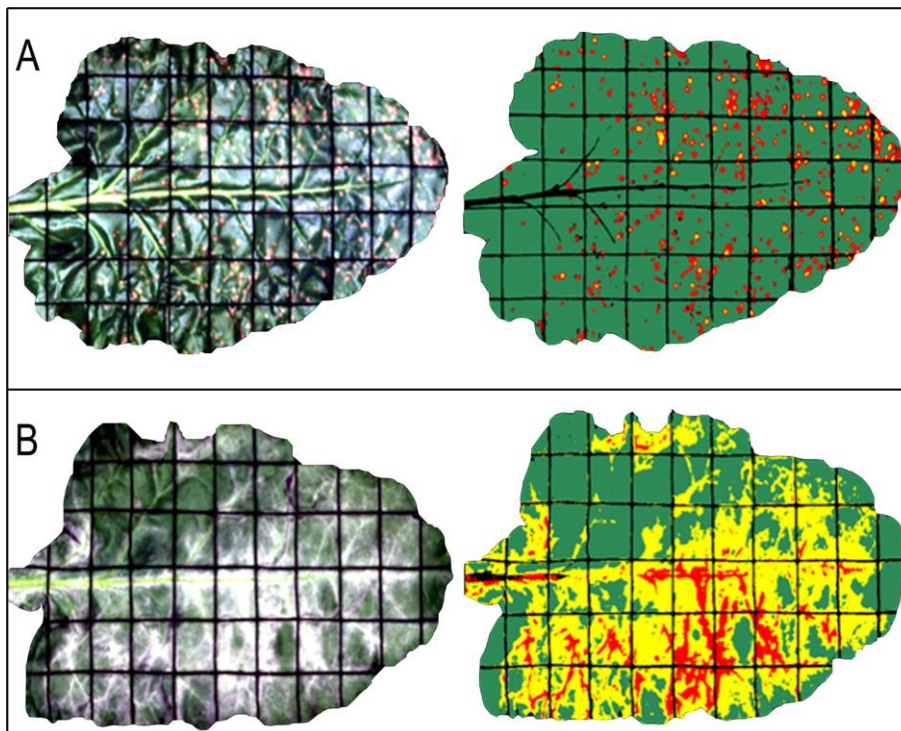


Bild 2: ‚Spectral Angle Mapper‘ -Klassifizierung von mit (A) Cercospora-Blattflecken und (B) Echem Mehltau befallenen Zuckerrübenblättern 17 dai. Links RGB-Echtfarbendarstellung, rechts Falschfarbendarstellung des Klassifikationsergebnisses (A: grün = gesund, rot = Randbereich, gelb = nekrotisches Zentrum; B: grün = gesund, gelb = dünnes Myzel, rot = dichtes Myzel)

Für die Klassifizierung von mit Echem Mehltau befallenen Zuckerrübenblättern wurden die Klassen ‚gesund‘, ‚dünnes Myzel‘ und ‚dichtes Myzel‘ gewählt. Die automatische SAM-Klassifizierung stimmte mit der tatsächlichen Befallssituation überein. Hohe Klassifikationsgenauigkeiten von >94% wurden über den Messzeitraum erreicht. Acht Tage nach Inokulation betrug die Klassifikationsgenauigkeit 94,3% mit einem Kappakoeffizienten von 0,88. Im Laufe der Messperiode war eine eindeutige Trennung von gesundem und befallenen Gewebe mit zunehmender Befallsstärke möglich. Vierzehn und siebzehn Tage nach Inokulation konnte gesundes Gewebe mit einer Genauigkeit von 100% von befallenen differenziert werden (**Bild 2B**).

4 Diskussion

Hyperspektrale bildgebende Verfahren haben das Potential, eine nicht-invasive Detektion von Pflanzenkrankheiten objektiv, reproduzierbar und automatisiert zu ermöglichen (BOCK *et al.* 2010, CHAERLE *et al.* 2007). Durch Pixel-weise Zuordnung von spektralen Signaturen wird die Spezifität und Sensitivität der sensorischen Krankheitserfassung gegenüber nicht-abbildenden Verfahren erhöht (STEINER *et al.* 2008). Nach WEST *et al.*

(2010) ist eine Erkennung und Differenzierung verschiedener Krankheiten und Stress nur mittels räumlich und spektral hochauflösender Sensoren möglich. Hierbei ist die Datenanalyse ein entscheidender Punkt, um ein Maximum an Information aus hyperspektralen Daten zu gewinnen.

In der vorgestellten Studie wurde SAM, ein Algorithmus zum spektralen Abgleich und statistischen Vergleich zwischen Referenzspektren und einem unbekanntem Spektrum genutzt (KRUSE *et al.* 1993). Da die spektralen Eigenschaften von befallenen und gesunden Gewebe a priori bekannt waren, konnte dieses bewachte Klassifikationsverfahren angewendet werden und die drei Ziele Erfassung, Differenzierung und Quantifizierung mit hoher Genauigkeit umgesetzt werden. Da die SAM-Klassifikation allerdings auf definierten Endmember-Spektren beruht, war eine Erfassung der Pflanzenkrankheiten *Cercospora*-Blattflecken und Echter Mehltau an Zuckerrübenblättern vor Auftreten sichtbarer Symptome nicht möglich. Vergleichbar zu Ergebnissen von ZHANG *et al.* (2003) zur Differenzierung verschiedener Befallsstärken von *Phytophthora infestans* an Tomate, konnte die Befallsstärke anhand der SAM-Klassifikation abgeleitet werden. Auch die Erfassung der partiellen Taubährigkeit, verursacht durch verschiedene *Fusarium*-Arten an Weizen, mittels hyperspektraler Aufnahmen war mittels SAM-Klassifikation möglich (BAURIEGEL *et al.* 2009).

Ein wesentlicher Vorteil dieses Verfahrens zur hyperspektralen Datenanalyse ist die relative Insensitivität gegenüber variablen Lichtintensitäten und heterogenen Oberflächen, da der Winkel zwischen zwei Vektoren invariant von der Länge der Vektoren ist (KRUSE 1993). Die unebene Oberflächenstruktur von Zuckerrübenblättern und der Verlauf der Blattadern beeinflussten die Intensität der Reflektion. Dieser Effekt wird bei der SAM-Klassifizierung minimiert.

Hyperspektrale bildgebende Verfahren und eine Auswertung mit dem SAM-Algorithmus ermöglichten unter kontrollierten Bedingungen eine nicht-invasive Erfassung von Pflanzenkrankheiten mit hoher Klassifikationsgenauigkeit. Für eine Übertragung der Methode auf die Feldebene sind eine Optimierung der Datenanalyse sowie die Entwicklung robuster und bedienungsfreundlicher Sensoren nötig.

5 Danksagung

Diese Arbeit wurde innerhalb des DFG-Graduiertenkollegs 722 ‚Information Techniques for Precision Crop Protection‘ durchgeführt.

Literaturverzeichnis

BAURIEGEL E., BEUCHE H., DAMMER K., GIEBEL A., HERPPICH W., INTRESS J., RODEMANN B. (2009): Determination of head blight on ears of winter wheat by means of hyperspectral and chlorophyll fluorescence image analysis. In: E. van Henten, ed., Proceedings of the 7th European Conference on Precision Agriculture. Wageningen Academic Publishers, The Netherlands, pp. 203–210

- BRAVO C., MOSHOU D., WEST J., MCCARTNEY A., RAMON H. (2003):** Early disease detection in wheat fields using spectral reflectance. *Biosystems Engineering* 84, 137-135
- BOCK C.H., POOLE G.H., PARKER P.E., GOTTWALD T.R. (2010):** Plant disease severity estimated visually, by digital photography and image analysis, and by hyperspectral imaging. *Critical Reviews in Plant Science* 29, 59-107
- CHAERLE L., HAGENBECK D., DE BRUYNE E., VAN DER STRAETEN D. (2007):** Chlorophyll fluorescence imaging for disease-resistance screening of sugar beet. *Plant Cell Tissue Organ Culture* 91, 97-106
- KRUSE F.A., LEFKOFF, A.B., BOARDMAN J.W., HEIDEBRECHT K.B., SHAPIRO A.T., BARLOON P.J., GOETZ A.F.H. (1993):** The Spectral Image-Processing System (SIPS) - Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data. *Remote Sensing of Environment* 44, 145-163
- MAHLEIN A-K., STEINER U., DEHNE H-W., OERKE E-C. (2010):** Spectral signatures of sugar beet leaves for the detection and differentiation of diseases. *Precision Agriculture* 11, 413-431
- POLDER G., VAN DER HEIJDEN G.W.A.M., VAN DOORN J., CLEVERS J.G.P.W., VAN DER SCHOOR R., BALTISSEN A.H.M.C. (2010):** Detection of the tulip breaking virus (TBV) in tulips using optical sensors. *Precision Agriculture* 11, 397-412
- SAVITZKY A., GOLAY M.J.E. (1964):** Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry* 36, 1627-1639
- STEDDOM K., BREDEHOEFT M.W., KHAN M., RUSH C.M. (2005):** Comparison of visual and multispectral radiometric disease evaluations of *Cercospora* leaf spot of sugar beet. *Plant Disease* 89, 153-158
- STEINER U., BÜRLING K., OERKE E.-C. (2008):** Sensor use in plant protection. *Gesunde Pflanzen* 60, 131-141
- WEST J.S., BRAVO C., OBERTI R., MOSHOU D., RAMON H., MCCARTNEY H.A. (2010):** Detection of fungal diseases optically and pathogen inoculum by air sampling. In: Oerke, E.-C. and Gerhards, R. and Menz, G. and Sikora, R. A. eds., *Precision Crop Protection - the Challenge and Use of Heterogeneity*, Springer Dordrecht, Heidelberg, London, New York, pp. 135-149
- ZHANG M., QUIN Z. LIU X., USTIN S. (2003):** Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California, USA, using hyperspectral remote sensing. *Applied Earth Observation and Geoinformation* 4, 295-310

Messung von Feuchtigkeitsvariationen bei Pflanzenblättern am Beispiel von Brokkoli auf Basis eines NIR Hyperspectral Imaging Systems

Marius Thiel¹, Thomas Rath², Arno Ruckelshausen¹

¹ Hochschule Osnabrück/ Fakultät Ingenieurwissenschaften und Informatik, Albrechtstr. 30, 49076 Osnabrück, Deutschland

² Leibniz Universität Hannover/ Institut für Biotechnologie, Herrenhäuser Str. 2, 30419 Hannover, Deutschland

Email: ma.thiel@hs-osnabrueck.de, rath@bgt.uni-hannover.de, a.ruckelshausen@hs-osnabrueck.de

Zusammenfassung: Die Analyse von spektralen Reflexionsdaten bietet die Möglichkeit, Pflanzeigenschaften zerstörungsfrei zu bestimmen. Im Gegensatz zu Standard-Mini-Spektrometern können beim Spectral Imaging Verfahren die Spektralinformationen auf einzelnen Pflanzenstrukturen räumlich aufgelöst werden. Dieses ermöglicht, die Spektraldaten speziell ausgewählter Strukturen für Analysen zu verwenden, indem diese entsprechend der Anforderung vorselektiert werden können. Die Technologie des NIR Hyperspectral Imaging wird in dieser Untersuchung für Feuchtigkeitsanalysen von Brokkoli-Pflanzen eingesetzt. Auf Basis der Reflexionsdaten wird mittels statistischer Verfahren ein Algorithmus zur Unterscheidung von Pflanze und Boden entwickelt. Unter Verwendung von Wasserabsorptionsbanden im NIR-Bereich wird ein Wasserindex (WI) eingeführt und durch bildgebende spektrale Reflexionsmessungen mit der Feuchtigkeit von Einzelblättern korreliert und analysiert.

Deskriptoren: Bildgebende NIR Spektralanalyse, Wasserindex, Feuchtigkeit, Einzelpflanze

Abstract: *The analysis of spectral reflectance data gives the opportunity for non-destructive measurement of plant conditions. In contrast to usual miniature spectrometers the technology of spectral imaging allows to get spectral information of single plant structures in reference to spatial resolution. Therefore special structures for analyzes can be pre-selected by observing the requirements to the reflectance signature. In this study the technology of NIR spectral imaging applied to analyze moisture of broccoli plants. Based on reflectance data an algorithm for determination of plant and soil is developed by using a statistical method. A water index (WI) was established, consisting of a ratio calculated by a water absorbance band in the near infrared. The accuracy of the water index has been analyzed using a correlation to the moisture of single leaves.*

Keywords: NIR hyperspectral imaging, water index, moisture, single plant

1 Einleitung

Die Erfassung von Pflanzenparametern hat eine hohe Bedeutung in der Landwirtschaft zur Verbesserung der Produktivität sowohl bei der Pflanzenproduktion als auch im besonderen Maße bei der Züchtung neuer Sorten im Pflanzenversuchswesen. Eine berührungslose und zerstörungsfreie Methode ermöglicht zudem, einen Pflanzenbestand über einen beliebig langen Zeitraum zu analysieren, um Änderungsverläufe z.B. im Rahmen sensorgestützter Bonituren aufzuzeigen (RUCKELSHAUSEN *et al.* 2009).

Die Spektralanalyse bietet die Möglichkeit, mittels Reflexionsmessung Pflanzenparameter zerstörungsfrei zu bestimmen, da die in den Pflanzen eingelagerten Pigmente und chemischen Verbindungen einzelne Bereiche der einfallenden elektromagnetischen Strahlung absorbieren (WU *et al.* 2009). Durch immer leistungsfähigere bildgebende Spektrometer sind kleine Messobjekte, wie z.B. Einzelblätter von Pflanzen, neben dem VIS- auch im NIR-Band in einer ausreichenden spektralen und räumlichen Auflösung erfassbar (THIEL *et al.* 2010). Durch die Analyse des von der Pflanze reflektierten Wellenlängen-Spektrums lassen sich Kenntnisse über Pflanzeninhaltsstoffe, z.B. Blattpigmente, Stickstoff und Wasser, erzielen und damit Aussagen über den Pflanzenzustand treffen (GROELL *et al.* 2006, HELLEBRAND *et al.* 2005, LARSOLE 2007).

Werden für die Analysen 1-Kanal Spektrosensoren verwendet, können nur homogene Messproben mit hoher Genauigkeit betrachtet werden. Bei inhomogenen Proben überlagern sich im Detektor die im Winkel der numerischen Apertur einfallenden Spektren und können nicht getrennt behandelt werden. Durch die integrative Messung gehen daher Detailinformationen verloren (**Bild 1** oben).

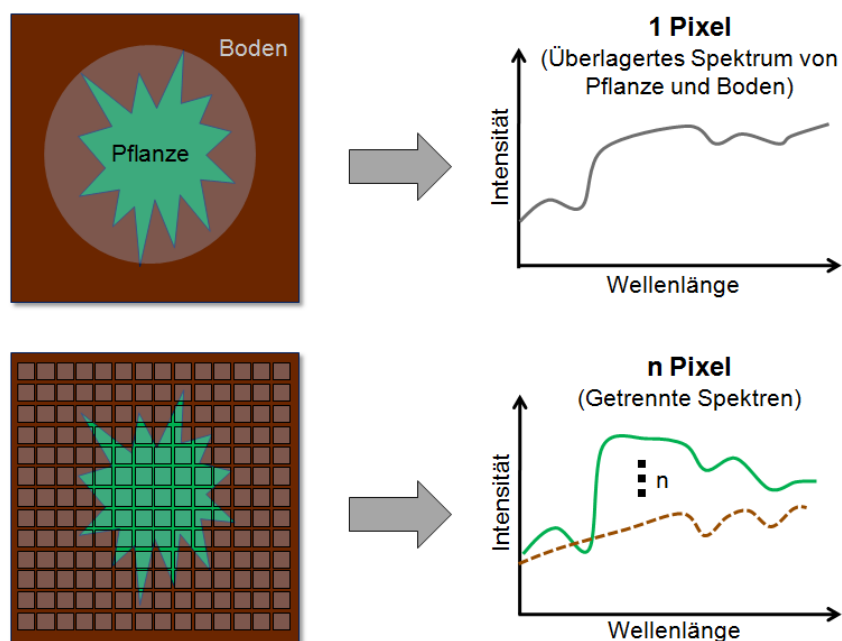


Bild 1: Spektralmessung mit einem 1-Kanal-Mini-Spektrometer (oben); Spektralmessung mit bildgebendem Spektrometer (unten)

Bei Verwendung von abbildenden Spektrosensoren, s.g. Spectral Imaging Systemen, können detailliertere Informationen bei inhomogenen Messproben gewonnen werden (SMOLYAR 2003). Für jedes einzelne Pixel des messenden Systems wird ein vollständiges Spektrum im sensitiven Wellenlängenbereich gewonnen (**Bild 1** unten). Diese Spektralinformationen können mit bekannten Algorithmen der Bildverarbeitung vorverarbeitet werden. Durch geeignete Analysen lassen sich bestimmte Bereiche vorfiltern, so dass z.B. nur Pixel mit Spektralcharakteristiken von Pflanzen für die weiteren Auswertungen selektiert werden.

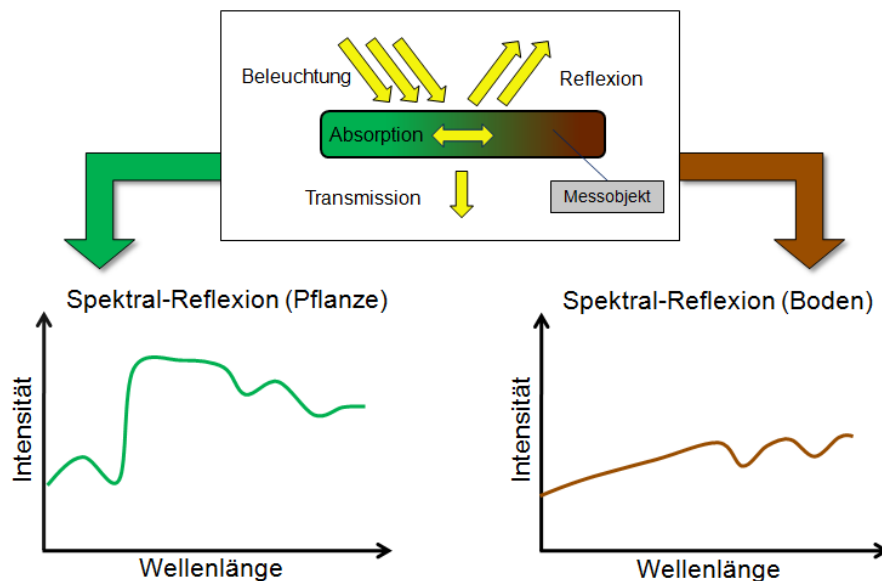


Bild 2: Vorfilterung der Spektralinformationen bei bildgebender Spektralanalyse

Bei Spektralanalysen von Pflanzen ist es dadurch möglich, ausschließlich Boden- oder Blattpixel zu selektieren und damit den Einfluss von gemischten Spektralinformationen entscheidend zu verringern.

2 Material und Methoden

Pflanzenmaterial

Für die Untersuchungen wird Brokkoli (*Brassica oleracea convar. Botrytis*), eine Kohlart aus der Familie der Kreuzblütler, verwendet. Dazu werden Pflanzen bis zum 3- und 4-Blattstadium bei ausreichender Nährstoffversorgung unter künstlicher Beleuchtung und 18°C Umgebungstemperatur im Gewächshaus vorgezogen. Die Versuchspflanzen werden anschließend für die Spektralmessungen in die Messschale des Hyperspektral-Messplatzes im Labor umgepflanzt.

Hyperspektral-Messplatz

Der Messplatz besteht aus einem Hyperspectral Imaging System und einem Linearsystem mit integrierter Messschale. Als Sensorsystem wird der Helios Core NIR der Firma EVK DI Kerschhaggl GmbH eingesetzt. Dieses System verwendet einen NIR Spektrographen der Firma Specim mit einer Eingangs-Spaltbreite von 100 μm .

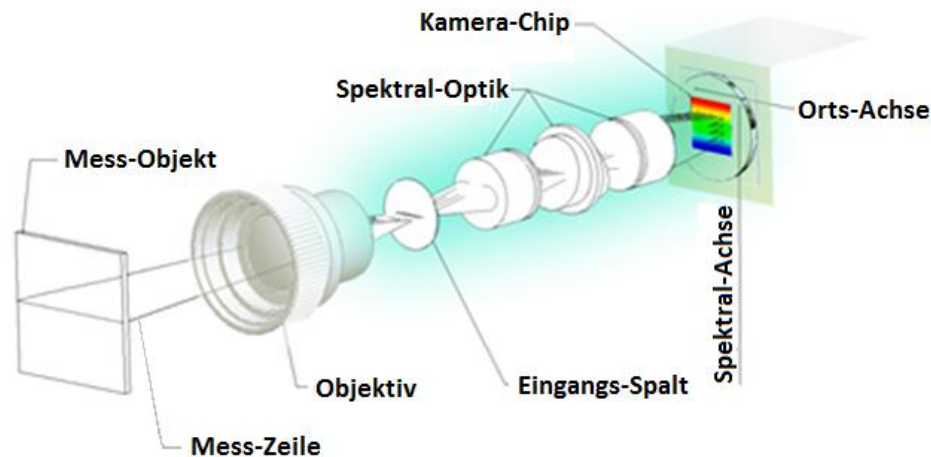


Bild 3: Funktionsweise des Spektrographen [geändert nach SPECIM.fi 2010]

Der eingesetzte Spektrograph weitet die einfallende elektromagnetische Strahlung in dem Wellenlängenbereich von 960 nm bis 1680 nm in seine Spektralbestandteile auf. Das ausgangsseitig resultierende 2D-Feld, bestehend aus der Orts-Achse der Mess-Zeile und der Spektral-Achse des aufgeweiteten Spektrums im NIR-Band, wird auf einem Kamera-Chip abgebildet. Dieser Spezial-Chip, basierend auf dem Halbleitermaterial InGaAs, wird zur Verbesserung der Signalqualität seitens des Herstellers Temperatur stabilisiert. Die räumliche und spektrale Auflösung wurde durch die Autoren in Hinblick auf die Eignung des Sensors zur bildgebenden Feuchtigkeitsanalyse untersucht (THIEL *et al.* 2010).

Versuchsdurchführung

Zur spektralen Reflexionsmessung werden die Pflanzen in die mit mineralischem Boden gefüllte Messschale des Linearsystems umgepflanzt. Um eine bessere automatisierte Auswertbarkeit zu erreichen, wird darauf geachtet, dass die Pflanzenblätter möglichst wenig überlappen und horizontal ausgerichtet sind, damit die für die Spektralanalyse verwertbare Fläche maximiert wird. Bei einer Messung befindet sich jeweils eine einzelne Pflanze in der Messschale.



Bild 4: Spectral Imaging Messsystem

Tabelle 1: Datenblatt des Messsystems

EVK Helios Core NIR	
Schnittstelle	Gigabit Ethernet
Sensor (effektiv)	252 x 240 Pixel
Auflösung	12 Bit
Spektralbereich	0,96...1,68 μm
Spaltbreite	100 μm
Max. Frequenz	330 Hz
Objektiv-Brennweite	8 mm
Objektiv-Blende	5,6
Automatisiertes Linearsystem	
Schnittstelle	USB
Antriebssystem	Schrittmotor
Geschwindigkeit	0...1 ms^{-1}
Linearhub	700 mm
Beleuchtung	2 x Halogen 65 W
Sensorabstand	800 mm (variabel)
Messschale	600 mm x 600 mm

Während einer Messung bewegt sich die Messschale, angetrieben über ein Schrittmotorgesteuertes Linearsystem, mit einer Geschwindigkeit von $0,1 \text{ ms}^{-1}$ translatorisch unter dem Sensorsystem. Seitlich des Sensorsystems sind 2 Halogenscheinwerfer mit

einer Gesamtleistung von ca. 130 W angebracht, die das zu messende Objekt in der Messschale breitbandig beleuchten. Die vom Objekt reflektierte Strahlung wird während der Bewegung zeilenweise mit einer Frequenz von 50 Hz aufgenommen.

Nach der Messung steht einen Datenwürfel, ein sog. *Hyperspectral Cube*, mit den Ortsinformationen der Mess-Zeile quer der Bewegungsrichtung (240 Pixel in Y-Richtung) und der entsprechenden Spektralinformationen im NIR-Band (252 Pixel in Z-Richtung) zur Verfügung (**Bild 5**).

Die dritte Dimension des Datenwürfels resultiert aus der Längsbewegung des Messschale und der Anzahl der Einzelmessungen während der Messfahrt (350 Pixel in X-Richtung).

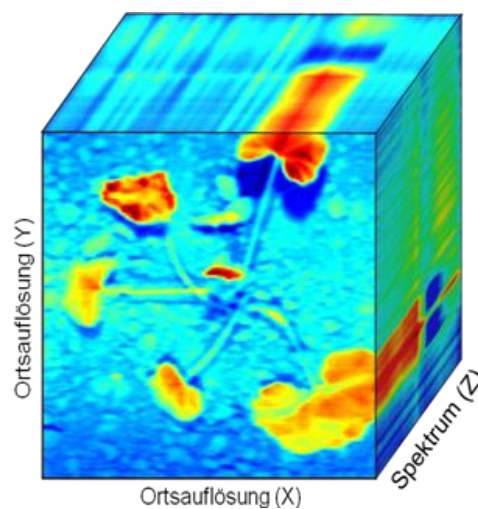


Bild 5: Hyperspectral Cube

Unmittelbar nach der Reflexionsmessung werden die Pflanzenblätter abgetrennt und deren einzelne Frischmasse über eine hochgenaue Waage gemessen. Anschließend werden sie in einem Trockenschrank bei 105°C für eine Dauer von 24 Stunden getrocknet.

$$\text{Wassergehalt} = \left\{ 1 - \frac{m_{\text{trocken}}}{m_{\text{feucht}}} \right\} \quad (1)$$

$$\left. \begin{array}{l} m_{\text{trocken}} = \text{Trockenmasse} \\ m_{\text{feucht}} = \text{Feuchtmasse} \end{array} \right\}$$

Aus dem Verhältnis der Feuchtmasse zu der anschließend gemessenen Trockenmasse wird der rel. Feuchtegehalt der Einzelblätter gemäß der Gleichung 1 bestimmt.

Datenauswertung

Die Grundlage der Spektraldatenauswertung zur Feuchtigkeitsdetektion an Pflanzen bildet die Absorption elektromagnetischer Strahlung bestimmter Wellenlängen durch die

Wassermoleküle, die sie zu Verformungen bzw. Vibrationen anregt (CURRAN 1989). Besonders stark findet dieser Effekt im Mittel- und Ferninfrarot-Band statt, da dort die Grundschwingung der Anregungen zu finden ist. In schwächerem Maße finden diese Anregungen in Form von sog. Obertönen auch im NIR-Band statt (siehe **Tabelle 2**). Basierend auf diesen Absorptionsbanden wird in wissenschaftlichen Untersuchungen eine Vielzahl wasserabhängiger Indizes definiert und verwendet (siehe z.B. WU *et al.* 2009, WANG *et al.* 2009, CLEVERS *et al.* 2007). Aufgrund der vorliegenden speziellen Messanordnung mit aktiver Beleuchtung wird in dieser Arbeit deren Grundlage ein zusätzlicher Wasserindex (WI) zur Feuchtigkeitsdetektion bei Pflanzen entwickelt und untersucht.

Tabelle 2: Wasserabsorptionsbanden im NIR-Band

Wellenlänge (µm)	Anregung	Molekül
0.97	O-H Beugung	Wasser
1.20	O-H Beugung	Wasser
1.40	O-H Beugung	Wasser
1.45	O-H Streckung	Wasser
1.94	O-H Streckung, O-H Verformung	Wasser

Um die Intensitäten der Absorptionsmaxima von Wasser in Pflanzen bestimmen zu können, wurden Pflanzenblätter mit drei unterschiedlichen rel. Feuchtigkeiten von 90%, 70% und 50% im NIR-Band zwischen 960 nm und 1680 nm spektral vermessen und deren Reflexionskurven ausgewertet. Es zeigt sich, dass die Absorption durch Wasser im Bereich von 1450 nm in Relation zu anderen in der Literatur aufgeführten Banden sehr stark ausgeprägt ist. Im Gegensatz zur Messung aus großer Höhe, wie z.B. durch satellitengestützte Spektral-Messsysteme, bei denen dieses Band durch die in der Atmosphäre befindlichen Wasser-Moleküle nahezu vollständig absorbiert wird (CLEVERS *et al.* 2007), kann bei pflanzennahen, bodengestützten Systemen mittels aktiver Beleuchtung auf dieses ausgeprägte Band zurückgegriffen werden.

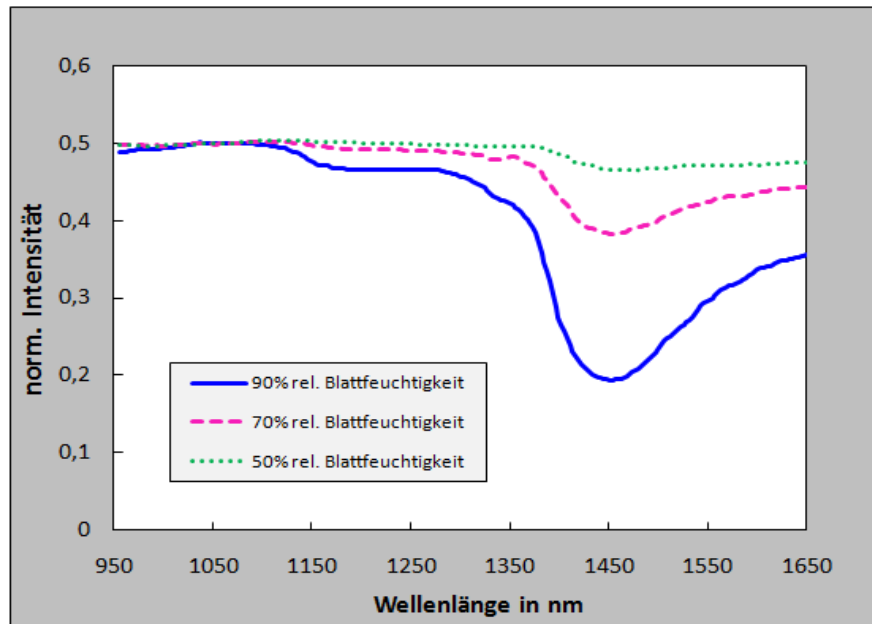


Bild 6: Blattreflexionen im NIR-Band bei unterschiedlichen rel. Feuchtigkeiten

Da die zu messenden Pflanzenstrukturen bei variierenden geometrischen Abmessungen bezogen auf die Höhe unterschiedlich stark von den Halogenscheinwerfern beleuchtet werden, ist es erforderlich, einen Wasserindex zu verwenden, dessen Wasserabhängigkeit von absoluten Reflexionswerten weitestgehend unabhängig ist.

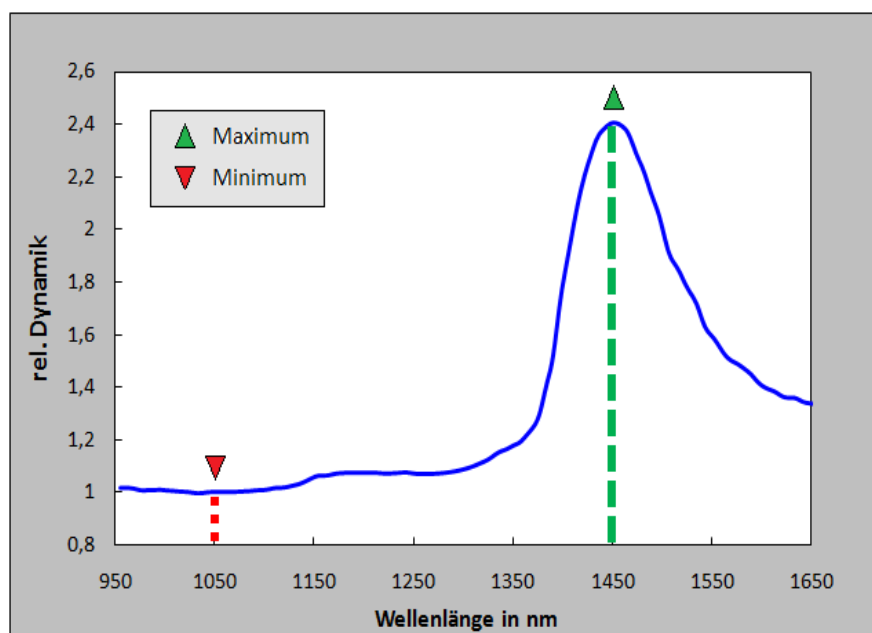


Bild 7: Dynamikbereich der Spektralverläufe bezogen auf 50% zu 90% Blattfeuchtigkeit

Dieses kann dadurch erreicht werden, dass das gesamte Spektrum auf die Reflexionsintensität einer diskreten Referenz-Wellenlänge normiert wird. Diese Referenz-Wellenlänge sollte die geringste Dynamik bei der Messung unterschiedlicher Feuchtig-

keitswerte aufweisen. Die Reflexion im Bereich der Wellenlängen von ca. 1000 nm bis 1100 nm zeigt im aufgenommenen Spektrum die geringste Dynamik bezogen auf die beiden Pflanzenmessungen von 50% und 90% rel. Feuchtigkeit. Auf Basis dieses Ergebnisses wird die Referenzwellenlänge auf 1050 nm festgelegt.

$$WI = \frac{R_{1450}}{R_{1050}} \quad (2)$$

R_x = Reflexionsintensität der Wellenlänge x
 WI = Wasser Index

Ein Quotient WI (Wasserindex) wird eingeführt, der die Reflexion der Wasserabsorptions-Bande bei 1450 nm auf die Reflexionsintensität von 1050 nm normiert.

3 Ergebnisse und Diskussion

Insgesamt 36 Einzelpflanzen mit einer durchschnittlichen Blattanzahl von 4 wurden durch das Messsystem spektral vermessen. Zusätzlich wurde von jeder Pflanze ein RGB-Bild erstellt. Nachfolgend sind die für die weiteren Berechnungen relevanten Wellenlängen und Quotienten am Beispiel einer Pflanze in Form von 2-D Intensitätsbildern dargestellt (**Bild 8**). Die genauen Feuchtigkeitswerte jedes Blattes wurden anschließend gravimetrisch durch einen Trockenschrank bestimmt. Die Werte betragen (von oben nach unten): Blatt 1: 86,19%, Blatt 2: 83,51%, Blatt 3: 85,55% und Blatt 4: 63,64%.

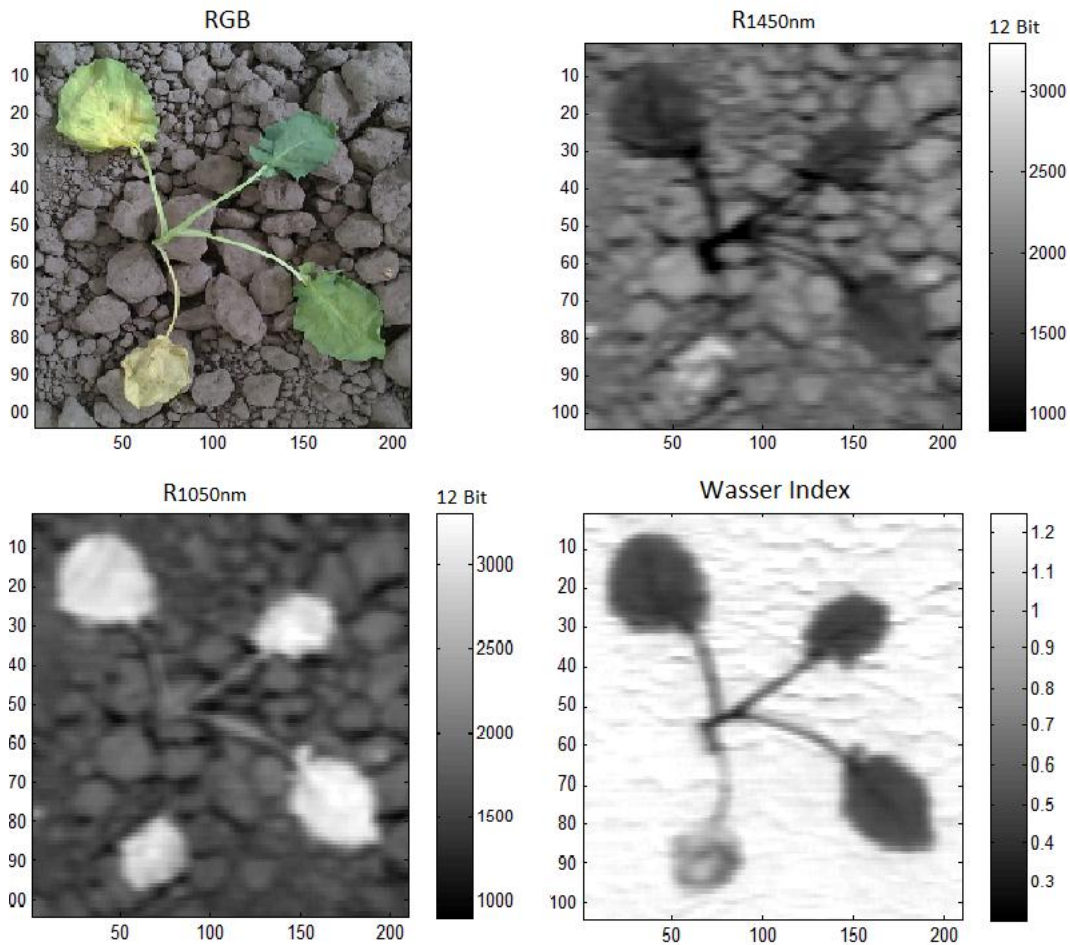


Bild 8: RGB-Bild der gemessenen Brokkoli-Pflanze (oben links); Intensitätsbild der 1450 nm Wasserabsorptionsbande (oben rechts); Intensitätsbild bei 1050 nm Referenz-Wellenlänge (unten links); Intensitätsbild der Wasserindex Berechnung (unten rechts)

Obwohl das Blatt 1 im RGB-Bild eine gelbliche Färbung hat, weist es sogar eine leicht höhere Feuchtigkeit als die Blätter 2 und 3 auf. Das Blatt 4 dagegen hat eine sehr niedrige Feuchtigkeit von ca. 64%. Die gesamten Pflanzenstrukturen der Brokkoli-Pflanze lassen sich trotz der geringen örtlichen Auflösung des Spektrolsensors eindeutig erkennen. Die Reflexion bei 1450 nm zeigt den starken Einfluss der Wasser-Absorptionsbande. Die obersten drei Blätter mit hoher Feuchtigkeit haben gegenüber dem umgebenen Boden eine geringere Reflexionsintensität. Das unterste Blatt hat im Vergleich zu den anderen jedoch eine um ca. 50% höhere Reflexionsintensität, was durch eine geringere spektrale Absorption des niedrigeren Feuchtigkeitsgehalts begründet ist. Die Intensitätsverteilung bei der Referenzwellenlänge von 1050 nm zeigt allgemein einen großen Unterschied zwischen der Pflanzenstruktur und dem umgebenen Boden auf. Das Intensitätsniveau ist bei allen 4 Blättern etwa doppelt so hoch wie beim Boden, obwohl diese auf fast gleichem Höhenlevel angeordnet sind. Der Einfluss der Feuchtigkeit auf die Blattreflexionen ist bei dieser Wellenlänge minimal. Der Wasserindex (WI) für diese Strukturen wird auf Basis der beiden Reflexionen R_{1450} und R_{1050} für jedes Pixel i der X- und Y-Ortsachsen berechnet.

$$WI_i(x_i, y_i) = \frac{R_{1450}(x_i, y_i)}{R_{1050}(x_i, y_i)} \quad (3) \quad \left| \begin{array}{l} x_i, y_i = \text{Orts-Koordinaten des Spektrums} \\ WI_i = \text{Wasser Index am Ort } i \end{array} \right.$$

Das Ergebnis ist ein Intensitätsbild, das entsprechend dem Einfluss der Wasserabsorptionsbande einen qualitativen Unterschied der Feuchtigkeiten aufzeigen soll (**Bild 8** unten rechts). Eine Betrachtung von Blatt 1 (oben) zeigt unterschiedlich starken Feuchtigkeitseinfluss innerhalb der Blattstruktur und lässt dabei schon auf die Hauptleitbündel des Blattes schließen.

Um die aus der Spektralanalyse berechneten Wasser Indizes mit den gravimetrischen Feuchtigkeitswerten korrelieren zu können, müssen die WI innerhalb der Blattfläche aufsummiert und gemittelt werden.

$$WI_{Blatt} = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{ii=1}^m \frac{R_{1450}(x_i, y_{ii})}{R_{1050}(x_i, y_{ii})} \quad (4) \quad \left| \begin{array}{l} x_i, y_{ii} = \text{Orts-Koordinaten des Spektrums} \\ n, m = \text{Anzahl der X- und Y-Pixel} \end{array} \right.$$

Zur Auswertung muss zuvor ein Binärbild zur logischen Unterscheidung zwischen Boden und Pflanzenpixeln erstellt werden. Dafür wird ein dynamischer Intensitätsschwellwert verwendet, der in Abhängigkeit der gemessenen Strukturen berechnet wird. Als erstes wird ein Histogramm der Intensitäten aller Pixel der Messung bei der Wellenlänge 1050 nm erstellt. Da die Pflanzenstrukturen bei dieser Wellenlänge eine deutlich höhere Reflexion aufweisen als der umgebene Boden, ergibt sich daraus ein Verlauf mit mindestens 2 örtlichen Maxima. Befinden sich die Blätter der Pflanze auf unterschiedlichen Höhenlevel, können sich weitere örtl. Maxima ergeben, da die Beleuchtungsintensität durch die Halogenscheinwerfer mit größerem Bodenabstand zunimmt. Das 1. örtl. Maximum resultiert aus der geringen Reflexionsrate der Bodenpixel und deren schlechter Ausleuchtung. Diesem zugrunde liegend wird der Schwellwert zur Filterung der Pflanzenstrukturen als Wert des dem 1. örtl. Maximum folgenden örtl. Minimums definiert (siehe **Bild 9**).

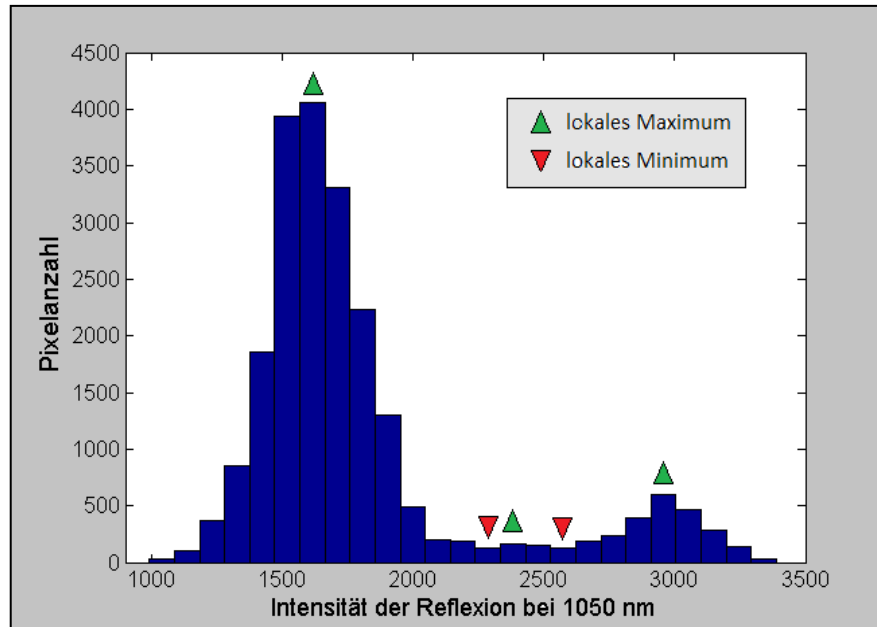


Bild 9: Häufigkeitsverteilung der Intensitätswerte des Hyperspectral Cubes bei WL=1050 nm

Auf Basis dieses Schwellwertes wird ein Binärbild erzeugt, welches der Unterscheidung von Pflanzenstrukturen und den Boden-Pixeln dient. Um dort kleine Strukturen, die durch Sprossachsen der Pflanze und kleine organische Substanzen im Boden erzeugt werden können, zu vermeiden, wird das Binärbild durch Erosionen und Dilationen bereinigt.

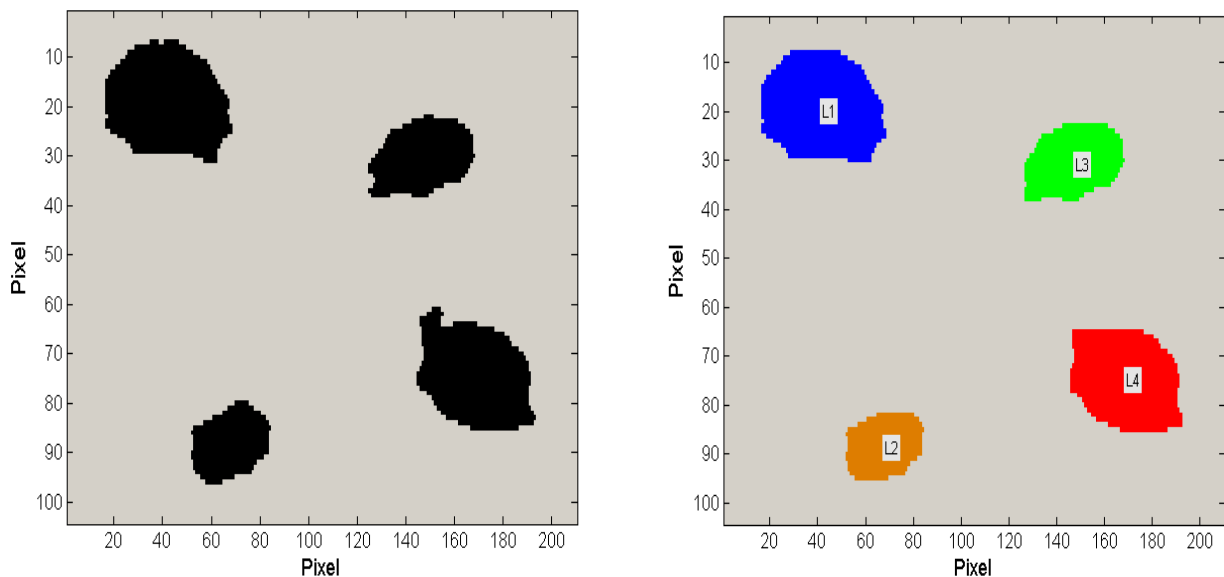


Bild 10: Binärbild der Brokkoli-Pflanze (links); Segmentiertes Binärbild der Auswertung mit eingefärbten und nummerierten Einzelblättern (rechts)

Dieses Binärbild wird daraufhin auf die Anzahl der in ihm befindlichen unabhängigen Elemente untersucht. Überlagerungseffekte bei teilweise überlappenden Pflanzenblät-

tern werden minimiert, indem die binären Blattstrukturen bis auf einen Mittelpunkt reduziert werden. In diesem Zustand werden die Elemente segmentiert und anschließend wieder auf ihr ursprüngliches Maß ausgeweitet und mit dem ursprünglichen Binärbild überlagert. Der Wasserindex dieser Einzelsegmente kann nun über deren Flächen aufsummiert und zu Einzelblatt bezogenen Mittelwerten berechnet werden. Die berechneten Mittelwerte jedes Einzelblattes aller 36 gemessenen Pflanzen sind in **Bild 11** über den durch den Trockenofen gravimetrisch bestimmten rel. Feuchtigkeiten aufgetragen.

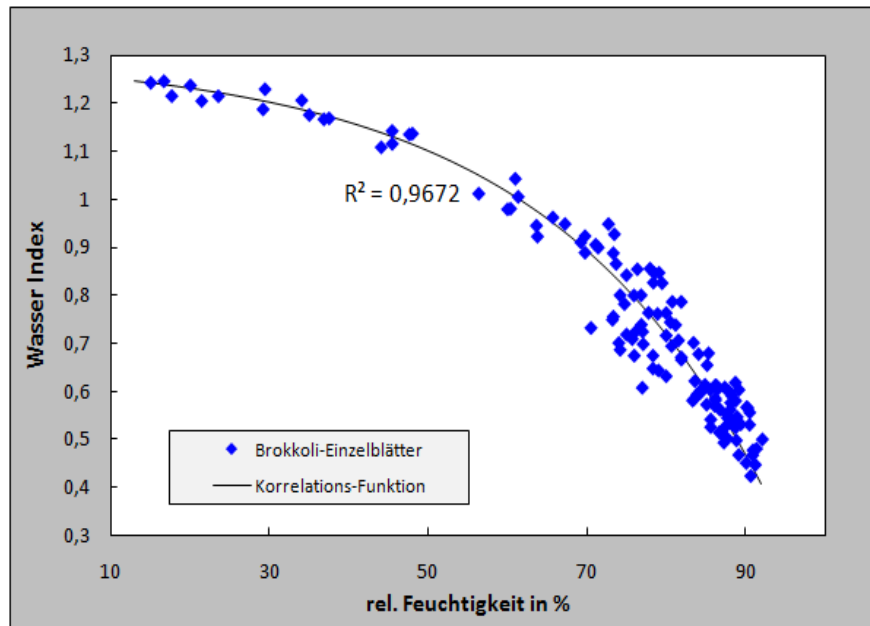


Bild 11: Korrelation zwischen spektralem Wasserindex und gravimetrischer Feuchtigkeitsbestimmung von Brokkoli Einzelblättern (Pflanzenanzahl 36, Blätteranzahl 130)

Es zeigt sich ein (negativ) exponentieller Zusammenhang zwischen dem Wasserindex (WI) und der rel. Feuchtigkeit. Der Wertebereich beginnt mit einem WI=0,4 bei einer Feuchtigkeit von ca. 90% und nähert sich zu geringeren Feuchtigkeiten asymptotisch einem Wert von ca. 1,3 an. Das Bestimmtheitsmaß der Korrelation liegt bezogen auf alle Messpunkte bei $R^2=0,97$.

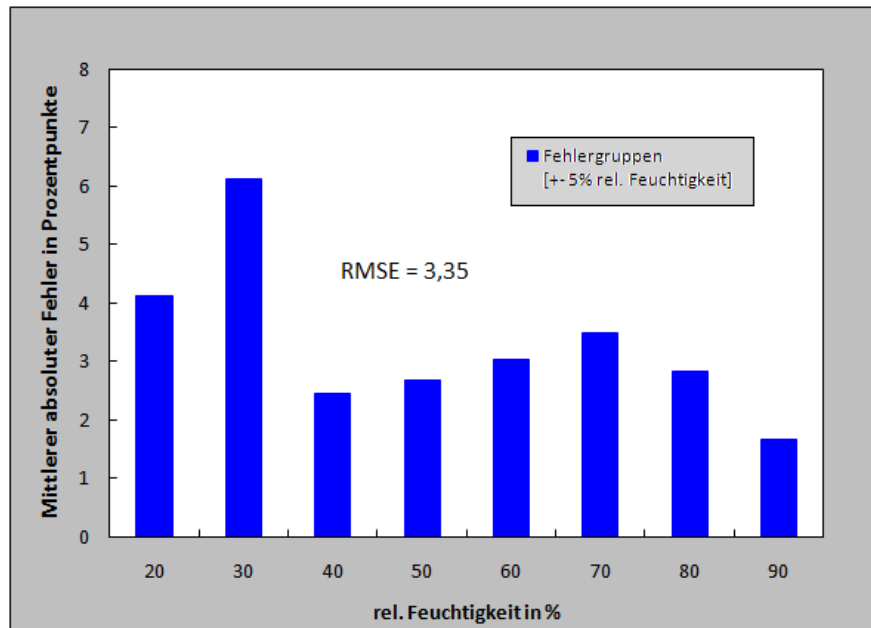


Bild 12: Mittlerer absoluter Fehler des Feuchtigkeits-Schätzwerts (eingeteilt in 8 Fehlergruppen von 20-90% rel. Feuchte mit +/-5% rel. F. Gruppenbreite)

Die Analyse der absoluten Fehler ergibt, dass die Messungen von Blättern mit rel. Feuchtigkeiten von ca. 90% mit höchster Genauigkeit erfolgen (**Bild 12**). Im Gegensatz dazu ist der mittlere absolute Fehler in den letzten beiden Feuchtigkeitsgruppen von 20% und 30% mit ca. 4 und 6 Prozentpunkten am größten. Dieses resultiert aus der sehr geringen Steigung der Korrelationsfunktion in diesem Bereich, was bei kleinen Ungenauigkeiten im spektralen Wasserindex zu großen Abweichungen im Schätzwert der rel. Feuchtigkeit führt.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

y_i = gemessener Wert,
 \hat{y}_i = Schätzwert
 n = Anzahl der Messungen
 $RMSE$ = Schätzwert-Fehler

Unter Einbeziehung aller 130 Messpunkte im gesamten Messbereich zwischen 10% und 92% rel. Feuchtigkeit der Blätter beträgt der RMSE (KVALHEIM 1987) als Maß des mittleren Schätzwert-Fehlers bezogen auf die ermittelte Korrelationsfunktion 3,35 Prozentpunkte.

4 Schlussfolgerungen

Im Rahmen der Arbeit wurde die Dynamik unterschiedlicher Wasser-Absorptionsbanden im NIR Spektralbereich untersucht. Auf Basis dieser Untersuchung wurde eine geeignete Referenz-Wellenlänge zur Kompensation variierender absoluter Reflexionswerter identifiziert. Ein Wasserindex (WI) zur Analyse der rel. Feuchtigkeit in Pflanzen-

blättern wurde eingeführt. In einer in-situ Messreihe wurde die spektrale Signatur von 36 Brokkoli-Pflanzen mit insgesamt 130 Einzelblättern mit einem NIR Hyperspectral Imaging System und einer speziell entwickelten Messvorrichtung vermessen. Die Spektraldaten wurden für die automatisierte Analyse der Blattflächen durch dynamische Schwellwertbildung vorgefiltert, aufbereitet und in Blattflächen segmentiert. Es wurden für die jeweiligen Einzelblätter Mittelwerte des WI aus den Spektraldaten berechnet und parallel die rel. Feuchtigkeiten gravimetrisch mittels Trockenschrank bestimmt. Der Feuchtigkeitsbereich der Blätter lag dabei im Bereich von ca. 15% bis 92%. Die Korrelation des WI und der rel. Feuchtigkeit ergab einen exponentiellen Zusammenhang mit einem Bestimmtheitsmaß $R^2 = 0,97$ und Schätzwert-Fehler von $RMSE = 3,35$ Prozentpunkte. Der Betrag des mittleren absoluten Fehlers von 2,64% rel. Feuchtigkeit ist nicht im gesamten Messbereich gleichverteilt sondern abhängig von der Feuchtigkeit. Aufgrund der geringen Steigung der Korrelationsfunktion im Bereich geringer Feuchtigkeiten ist der mittlere abs. Fehler bei Blattfeuchtigkeiten $< 30\%$ am größten.

Die Messungen haben gezeigt, dass mittels bildgebender Spektralanalyse die Pflanzeigenschaften in-situ trotz Vorhandensein umgebener Bodenstrukturen messbar sind, da durch Methoden der Bildverarbeitung gewünschte Spektralsignaturen vorselektiert werden können. Die Messung der rel. Feuchtigkeit von Einzelblättern mittels WI-Berechnung konnte eine hohe Genauigkeit erzielen und zeigt damit das Potential auf, spektrale Feuchtigkeitsanalysen an Pflanzen unter kontrollierten Bedingungen auch im Gewächshaus einsetzen zu können.

5 Danksagung

Diese Untersuchung wurde im Rahmen des Forschungsprojektes „BoniRob“ vom Bundesministerium für Ernährung Landwirtschaft und Verbraucherschutz (BMELV) gefördert.

Literaturverzeichnis

- BURKE M.W. (1996):** Image Acquisition, vol. 1 of Handbook of machine vision engineering, Chapman & Hall, London
- CLEVERS J., KOOISTRA L., SCHAEPMAN E. (2007):** Estimating canopy water content using imaging spectroscopy, Proceedings 5th EARSeL Workshop on Imaging Spectroscopy
- CURRAN P.J. (1989):** Remote sensing of foliar chemistry. Remote Sensing of Environment, Ausgabe 30, S. 271-78
- GROELL K., GRAEFF S., CLAUPEIN W. (2006):** Use of leaf-based sensor technologies to assess the effects of various plant diseases on wheat growth and development“; Proceedings of CIGR EurAgEng/ VDI-MEG
- HELLEBRAND H.J., DAMMER K.H., BEUCHE H., HERPPICH W.B., FLATH, W. (2005):** Infrarotbildverfahren im Pflanzenschutz, Landtechnik 60, S. 142-143

- KVALHEIM O. (1987):** Latent-structure decompositions (projections) of multivariate data, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, S. 282-290
- LARSOLLE A., MUHAMMED H. (2007):** Measuring crop status using multivariate analysis of hyper-spectral field reflectance with application to disease severity and plant density Precision Agric
- RUCKELSHAUSEN A., BIBER P., DORNA M., GREMMES H., KLOSE R., LINZ A., RAHE F., RESCH R., THIEL M., TRAUTZ D. WEISS U. (2009):** BoniRob – an autonomous field robot platform for individual plant phenotyping, Proceedings of the 7th European Conference on Precision Agriculture, Wageningen Academic Publishers, pp. 841-847
- SMOLYAR N. (2006):** Bildgebende Spektroskopie an Pflanzenblättern. Dissertation, Universität Heidelberg, 2003. Thomas, E.: Feldversuchswesen, Verlag Eugen Ulmer Stuttgart, ISBN 3-5252-8319-4 (UTB)
- THIEL M., RATH T., RUCKELSHAUSEN A. (2010):** Plant moisture measurement in field trials based on NIR spectral imaging – a feasibility study, 2nd International Workshop on Image Analysis in Agriculture, pp 16-29
- WANG J., XU R., YANG S. (2009):** Estimation of plant water content by spectral absorption features centered at 1,450 nm and 1,940 nm regions, Environ Monit Assess, S. 459-469
- WU C., NIU Z., TANG Q., HUANG H. (2009):** Predicting vegetation content in wheat using normalized difference water indices derived from ground measurements, Journal of Plant Research, Ausgabe 122 S. 317-326

Simulation landwirtschaftlicher Online-Sensorik mit Hilfe abbildender Hyperspektraldaten

Holger Lilienthal¹, Nicole Richter¹, Thomas Jarmer², Bastian Siegmann²,
Thomas Selige³, Bernhard Höfle⁴

¹Julius Kühn-Institut, Institut für Pflanzenbau und Bodenkunde, Bundesallee 50, 38116 Braunschweig,

Email: holger.lilienthal@jki.bund.de, nicole.richter@jki.bund.de

²Institut für Geoinformatik und Fernerkundung, Universität Osnabrück, Barbarastrasse 22b, 49076 Osnabrück, Germany,

Email: tjarmer@igf.uni-osnabrueck.de, bsiegmann@igf.uni-osnabrueck.de

³TU München, Lehrstuhl für Bodenökologie, Ingolstädter Landstraße 1, 85764 Neuherberg,

Email: selige@wzw.tum.de

⁴Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg, Geographisches Institut, Berliner Straße 48, 69120 Heidelberg,

Email: bernhard.hoefle@geog.uni-heidelberg.de

Zusammenfassung: Online-Sensoren zur Erfassung der räumlichen Variabilität von Vegetationsbeständen finden immer mehr Eingang in die landwirtschaftliche Praxis. Vor allem die teilschlagspezifische Düngung auf Basis von Sensormessungen ist ein Hauptanwendungsgebiet. Die Sensoren messen dabei die Reflexion des Vegetationsbestandes in ausgewählten Spektralkanälen (ca. 2-5 Kanäle). Die Spektralinformationen werden anschließend zu Indizes (z.B. NDVI oder REIP) aggregiert, die einen Zusammenhang zur Biomasse oder Stickstoffversorgung aufweisen sollen. Da die meisten Systeme nur einen kleinen Teilbereich des reflektiven Spektrums aufnehmen, stellt sich die Frage, ob diese Messungen die komplette Variabilität des Schlags erfassen können.

Am 10. Mai 2011 wurde im Rahmen des Verbundprojektes *HyLand* nordwestlich von Köthen (Sachsen-Anhalt) eine Befliegung mit dem flugzeuggetragenen Hyperspektralsensor AISA-DUAL (Specim-Finnland) des UFZ Leipzig durchgeführt. Die Bilddaten wurden in 367 Spektralkanälen mit einer geometrischen Auflösung (GSD) von 3 m aufgezeichnet. Aus den Bilddaten wurden verschiedene Vegetationsindizes berechnet, die auch bei den Online-Sensoren Verwendung finden. Zur Bestimmung der räumlichen Heterogenität wurden die Bilddaten einer Hauptkomponententransformation unterzogen. Die zweite Hauptkomponente enthält die wesentlichen Strukturen der räumlichen Variabilität, diese wurde als Vergleichsstandard für die Heterogenität verwendet. Für jedes Vegetationsindexbild wurde die räumliche Korrelation im Vergleich zur zweiten Hauptkomponente berechnet.

Deskriptoren: hyperspektrale Reflexionsmessung, Fernerkundung, Precision Agriculture, Online-Sensoren

Abstract: *Online-sensors for the detection of spatial in-field variability of vegetation are becoming more popular in agricultural practice. Most of all, the site-specific fertilization on the basis of sensor measurements is the major application area. The sensors measure the reflection of vegetation in selected spectral bands (ca. 2-5 bands). The spectral information will be aggregated to indices (e.g. NDVI or REIP) later, which are supposed to show a correlation to biomass or nitrogen supply. Since most systems measure only a small portion of the reflective spectrum, the question arises whether these measurements capture the full variability of the field.*

On 10th of May 2011 a flight survey with the airborne hyperspectral AISA-DUAL system (Specim Finland) from UFZ Leipzig has been performed north-west of Köthen (Saxony-Anhalt) as part of the joint project "Hyland". The image data were recorded in 367 spectral bands with a geometric ground resolution (GSD) of 3 m. From the image data, the various indices were calculated, which are also used by online-sensors. For determining spatial heterogeneity, the image data has been converted to principle components. The second principal component contains the essential structures of the spatial variability; this was used as a comparison standard for the heterogeneity. For each vegetation index image, the spatial correlation to the second principle component was calculated.

Keywords: *hyperspectral reflectance measurement, remote sensing, precision agriculture, online- sensors*

1 Einleitung

Kleinräumige Standortunterschiede können zu unterschiedlichen Erträgen und Qualitätsunterschieden führen (HANEKLAUS *et al.* 1997). Bei einer einheitlichen Bewirtschaftung ohne Berücksichtigung der räumlichen Variabilität kommt es zwangsläufig zu einem ökonomisch und ökologisch ungünstigen Einsatz von Düngemitteln. Mit Hilfe von Online-Sensorik wird versucht, die Düngergaben an den tatsächlichen Bedarf der Vegetation anzupassen. Die technische Grundlage für diese Online-Sensorik stellt die Messung der spektralen Reflexion dar. In Anlehnung an die Satellitenfernerkundung werden dabei spektrale Vegetationsindizes gebildet, die in einem funktionalen Zusammenhang zu Vegetationsparametern wie zum Beispiel Biomasse oder Stickstoffzustand stehen (MISTELE & SCHMIDHALTER 2010).

Mittlerweile ist eine Vielzahl unterschiedlicher Sensoren verfügbar, die aber ähnliche Vegetationsindizes zur Bestimmung der Düngermenge verwenden. In **Tabelle 1** sind aktuell verfügbare Online-Sensoren zusammengestellt.

Tabelle 1: Online-Sensoren für die teilflächenspezifische Düngung

Sensor	Hersteller	Indizes
N-Sensor® (ALS)	Yara	REIP, SR
Crop Circle™	Holland Scientific	NDVI, NDRE
GreenSeeker®	N-Tech/Trimble	NDVI, SAVI, SR
Crop Sensor	Claas/Agrocom	NDVI
Isaria	Fritzmeier	REIP
CropSpec™	Yara/Topcon	NDVI

Am häufigsten findet der Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) von ROUSE *et al.* (1974) Verwendung, gefolgt vom Red Edge Inflection Point (REIP, GUYOT *et al.* 1988) und dem Simple Ratio (SR, JORDAN 1969). Darüber hinaus werden dem NDVI verwandte Indizes wie der Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI, HUETE 1988) und Normalized Difference Red Edge (NDRE, CLARKE *et al.* 2001) berücksichtigt. Die Berechnungsformeln der Indizes sind in **Tabelle 2** aufgeführt.

Tabelle 2: Berechnungsformeln ausgewählter Vegetationsindizes

Index	Formel	Wertebereich
NDVI (ROUSE <i>et al.</i> 1974)	$\frac{(\lambda_{\text{NIR}} - \lambda_{\text{Rot}})}{(\lambda_{\text{NIR}} + \lambda_{\text{Rot}})}$	-1 - +1
REIP (GUYOT <i>et al.</i> 1988)	$700 + 40 \cdot \frac{(\lambda_{670} + \lambda_{780}) - \lambda_{700}}{(\lambda_{740} - \lambda_{700})}$	700 - 760
SR (JORDAN 1969)	$\frac{\lambda_{\text{NIR}}}{\lambda_{\text{Rot}}}$	0 - 100
SAVI (HEUTE 1988)	$\frac{(\lambda_{\text{NIR}} - \lambda_{\text{Rot}})}{(\lambda_{\text{NIR}} + \lambda_{\text{Rot}} + 0.5)} \cdot 1.5$	-1 - +1.5
NDRE (CLARKE <i>et al.</i> 2001)	$\frac{(\lambda_{\text{NIR}} - \lambda_{730})}{(\lambda_{\text{NIR}} + \lambda_{730})}$	-1 - +1

Die Online-Sensoren führen auf dem Schlag Punktmessungen durch und regeln auf der Basis der Messung direkt die auszugebende Düngermenge (Online-Ansatz). Ob diese Messungen überhaupt die Variabilität des Bestandes erfassen können, ist nur mit Hilfe echter Flächendaten zu überprüfen. Dazu eignen sich flugzeuggetragene, bildgebende Hyperspektralsysteme, da diese in der Lage sind, hochauflösende Spektralinformationen im größeren räumlichen Kontext zu erfassen.

2 Material und Methoden

Das Untersuchungsgebiet liegt nordwestlich der Stadt Köthen in Sachsen-Anhalt (51°47,62 N; 11°54,9 E) im Regenschatten des Harzes und weist eine jährliche Niederschlagssumme von 430 mm auf. Die Region ist Teil des mitteldeutschen Trockengebietes, mit einer jährlichen Durchschnittstemperatur von 9°C; der dominierende Bodentyp ist die Schwarzerde. Auf einem 80 ha großen Schlag wurde 2011 Winterweizen angebaut (**Bild 1**). Aus technischen Gründen wurde nur ein 50 ha großes Teilstück ausgewertet.

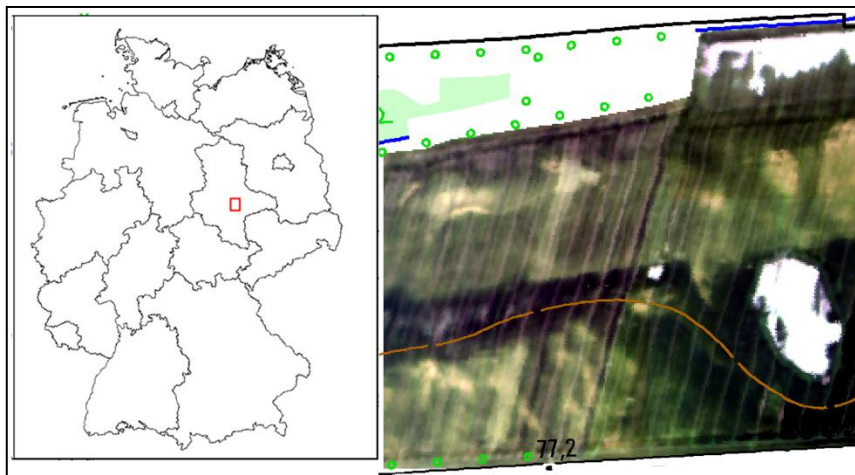


Bild 1: Weizenschlag im Untersuchungsgebiet Köthen

Bilddaten

Am 10. Mai 2011 fand eine Befliegung des Untersuchungsgebietes mit dem flugzeuggetragenen Hyperspektralsensor AISA-DUAL (Specim, Spectral Imaging Ltd.) statt. Die Aufzeichnung der Bilddaten erfolgte in 367 Spektralkanälen mit einer geometrischen Auflösung von 3 m. Die radiometrische Korrektur der Daten wurde zunächst mit der Software CaliGeo durchgeführt. Anschließend erfolgte eine zusätzliche Korrektur der Daten mit Hilfe des Programms ROME (Reduction Of Miscalibration Effects), um Streifen in den Bilddaten zu beseitigen, die sich nach der radiometrischen Korrektur zeigten (ROGAß *et al.* 2011). Dadurch konnten die fehlerhaften Bildpixel, die sich in Form von Streifen entlang der Flugrichtung durch die Bilddaten ziehen verringert, aber nicht komplett beseitigt werden.

Der nächste Prozessierungsschritt bestand in der Atmosphärenkorrektur der Daten. Dazu wurde die Software FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of spectral Hyper cubes) verwendet, die in der Software ENVI (Exelis Visual Information Solutions) implementiert ist. Während der Befliegung wurden zusätzlich helle und dunkle Referenzflächen am Boden mit einem ASD FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices Inc.) spektral gemessen. Mit Hilfe der Reflexionsspektren der Referenzflächen wurde eine Empirical-Line-Korrektur der Bilddaten durchgeführt, um die Reflexionswerte der Bilddaten noch besser an die spektralen Geländemessungen anzupassen (SMITH & MILTON

1999). Abschließend erfolgte die geometrische Korrektur der Daten, wozu erneut die Software CaliGeo verwendet wurde.

Aus den prozessierten Bilddaten wurden fünf verschiedene Vegetationsindizes berechnet (siehe **Tabelle 2**), die auf ihre räumlichen Strukturen hin untersucht wurden. Als Referenz für die räumliche Variabilität des Schlages wurde ein weiterer Datensatz aus den hyperspektralen Daten produziert: Der Bilddatensatz wurde auf 86 Kanäle reduziert (413 - 802 nm), um dem spektralen Meßbereich der verschiedenen Online-Sensoren zu entsprechen. Anschließend wurden die Daten einer Hauptkomponententransformation unterzogen; dabei enthalten die ersten beiden Hauptkomponente 98% der Varianz. Die erste Hauptkomponente repräsentierte hauptsächlich Helligkeitsunterschiede, die zweite Hauptkomponente die räumliche Variabilität. Die zweite Hauptkomponente wurde daher als Referenz für die Variabilität festgelegt.

Da die Vegetationsindizes und die zweite Hauptkomponente unterschiedliche Wertebereiche aufweisen, wurden sie für die weitere Prozessierung normalisiert. Abschließend wurden die lokalen Korrelationen zwischen der zweiten Hauptkomponente und den entsprechenden Vegetationsindizes über ein *Moving window* Verfahren (SCHMIDT 2002) berechnet. Dazu wurde ein räumliches Ähnlichkeitsmaß über ein 3x3 Pixel großes Fenster über jeden Bilddatensatz errechnet und aus den jeweils 9 Pixeln der Korrelationskoeffizienten nach Pearson errechnet. Die Ergebnisbilder wurden in 20 Klassen eingeteilt, und der prozentuale Anteil der Pixel in jeder Klasse berechnet. Für die weitere Untersuchung wurden nur die 3 Klassen mit den höchsten positiven Korrelationskoeffizienten betrachtet. Hohe negative Korrelationskoeffizienten traten nicht auf.

3 Ergebnisse und Diskussion

Der untersuchte Weizenschlag weist im Nordosten und Südosten größere unbewachsene Flächen auf, die im Herbst unter Wasser standen, und deshalb nicht bestellt wurden. Diese Flächen (rote Flächen in **Bild 2**) wurden von den meisten Indizes auch richtig erkannt. Eine Ausnahme stellt die nordöstliche Fläche da, die im REIP Index nicht gut detektiert werden konnte. Grundsätzlich sind die verschiedenen Vegetationsindizes in der Lage, die räumliche Variabilität des Weizenbestandes, die sich in der zweiten Hauptkomponente manifestiert, abzubilden (**Bild 2**). Besonders die Vorgewende, die bei der Bearbeitung mit doppelter Saatstärke bestellt wurden, treten als Linienstrukturen in allen Indexbildern gut hervor. Die Bestände um die südöstliche Vernässungsstelle zeigen in allen Indizes eine deutlich bessere Entwicklung. Hier konnten die Wasserdefizite, die in den anderen Bereichen des Schlages vorherrschten, ausgeglichen werden.

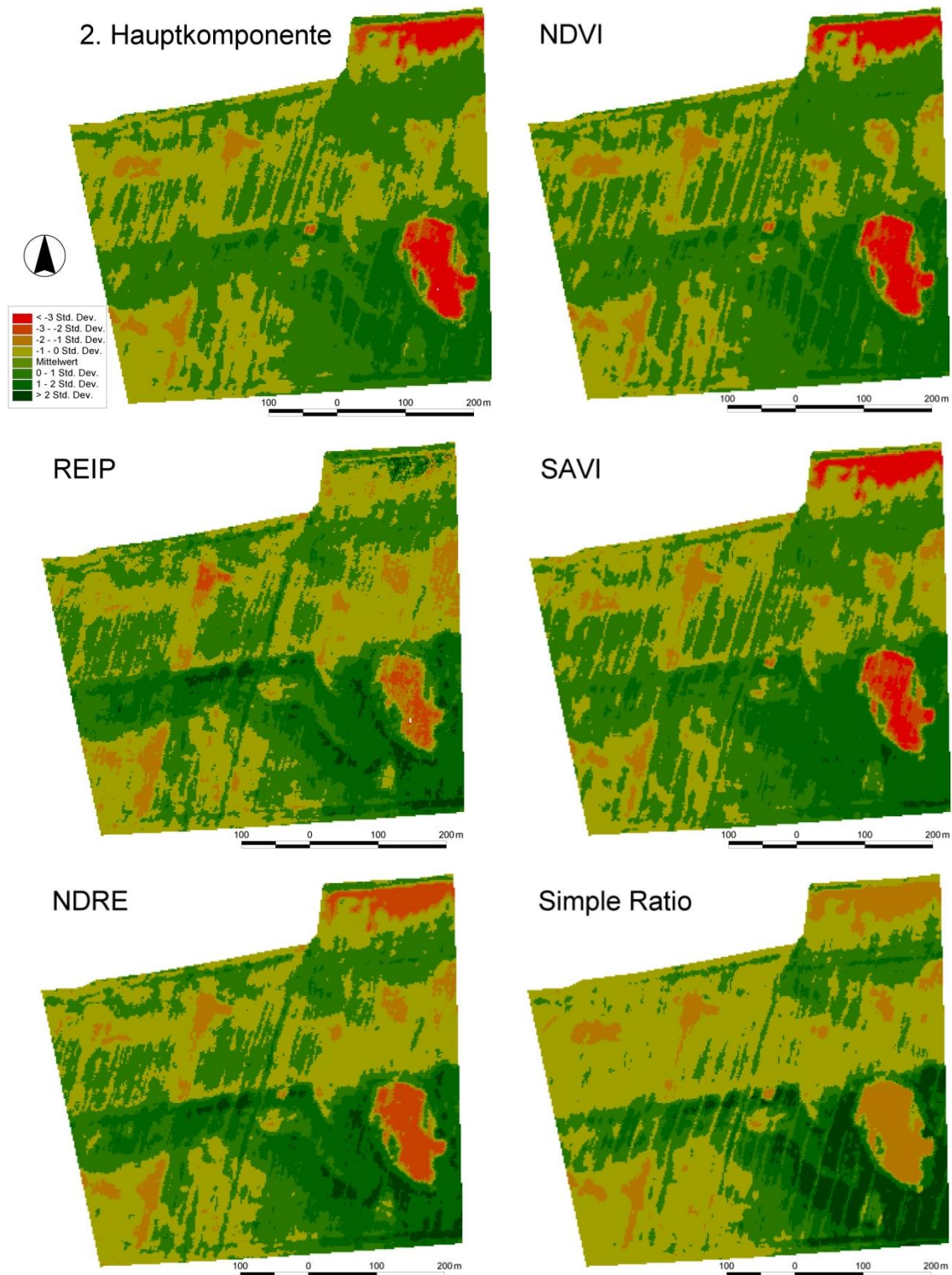


Bild 2: Zweite Hauptkomponente und verschiedene Vegetationsindizes eines Weizenschlages

Betrachtet man nun die Indizes hinsichtlich der Erfassung der räumlichen Heterogenität, so weisen die räumlichen Korrelationskoeffizienten deutliche Unterschiede auf, wie die prozentualen Anteile der einzelnen Klassen an den Gesamtbildpixeln zeigen (**Tabelle 3**).

Tabelle 3: Prozentualer Anteil der Pixel der klassifizierten lokalen Korrelationskoeffizienten zwischen Vegetationsindizes und zweiter Hauptkomponente

Korrelationskoeffizient (Klassen)	NDVI	REIP	SAVI	NDRE	SR
0,9 -1,0	90,7	35,3	85,7	64,8	90,7
0,8 – 0,9	4,1	18,3	6,6	15,0	4,1
0,7 – 0,8	1,3	10,5	2,3	6,5	1,4
Summe	96,1%	64,1%	94,6%	86,3%	96,2%

Es zeigt sich, dass über 96% der Pixel des Simple Ratio oder des NDVI Korrelationskoeffizienten von über 0,7 aufweisen. Der SAVI als modifizierter NDVI zeigt mit 94,6% einen ebenfalls hohen Zusammenhang zur zweiten Hauptkomponente. Der NDRE fällt mit 86,3% schon deutlich ab. Der REIP kann die räumlichen Strukturen nur deutlich schwächer reproduzieren.

Die Fernerkundung mit Spektralindizes hat das Problem, dass zwar Symptome (hier die Variabilität) gut beschrieben werden können, die Ursachen für die Variabilität (z.B. Wassermangel oder Nährstoffmangel) jedoch nicht. Das zeigt sich in der vorliegenden Untersuchung besonders deutlich, da die Indizes, die für die Detektion von Stickstoffmangel optimiert wurden (REIP und NDRE), und die zu erwartende räumliche Variabilität nur schlecht wiedergeben.

Im konkreten Fall herrschte eine starke Frühjahrstrockenheit vor, womit die Bestandesunterschiede also hauptsächlich durch Wasser- und nicht durch Stickstoffmangel hervorgerufen wurden. Eine Düngung auf Basis der Indizes hätte in dem Jahr folglich nicht zu einer Verbesserung der Erträge geführt. Für den Praktiker ist es daher wichtig, einerseits zu wissen, welchen Index sein Sensor verwendet, bzw. welcher Bestandesparameter erfasst werden soll, andererseits sollte er weiter auf seine Erfahrungen vertrauen. Einen Sensor, der völlig ohne Vorwissen eingesetzt werden kann gibt es derzeit noch nicht.

Ein weiteres Problem besteht bei Indizes, die nur auf 2 spektralen Wellenlängen basieren. Der gemessene Indexwert ist nicht eindeutig, da verschiedene Reflexionskombinationen den gleichen Indexwert liefern können. (z.B. NDVI = 0,6 bei Rot-Reflexion = 7,5% und NIR-Reflexion = 30%, oder auch bei Rot-Reflexion = 10% und NIR-Reflexion = 40%).

Vielversprechender ist die direkte Bestimmung von Vegetationsparametern aus Spektraldaten (SIEGMANN *et al.* 2012). Die Reduzierung der Spektralkanäle auf die optimale Anzahl ist derzeit Forschungsgegenstand.

4 Schlussfolgerungen

Die Erfassung der räumlichen Variabilität mit Hilfe von Online-Sensoren ist prinzipiell möglich. Allerdings können die verwendeten Vegetationsindizes die kausale Ursache für eine Heterogenität im Bestand nicht erklären, da mehrere Ursachen dieselben Symptome hervorrufen können. Je nach verwendetem Index werden die räumlichen Strukturen unterschiedlich gut wiedergegeben. Zukünftig sollten die Zusammenhänge zwischen Vegetationsparametern und Spektralsignatur besser untersucht werden, um die Vegetationsparameter direkt mit Reflexionsmessungen zu bestimmen, anstatt über relative Indexwerte Managementplanungen durchzuführen.

Danksagung

Die Arbeit wurde im Rahmen des EnMap Vorbereitungsprogramms durchgeführt und durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (BMWi) im Rahmen des Projektes ‚Hyland‘ (FKZ 50EE1014) finanziert. Ganz besonders möchten wir uns bei den landwirtschaftlichen Betrieben für ihre Kooperation und Unterstützung bedanken.

Literaturverzeichnis

- GUYOT G., BARET F., MAJOR D.J. (1988):** High spectral resolution: Determination of spectral shifts between the red and infrared. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 11, pp. 750–760
- HANEKLAUS S., RUEHLING I., SCHROEDER D. SCHNUG E. (1997):** Studies on the variability of soil and crop fertility parameters and yields in different landscapes of northern Germany. In: *Precision Agriculture '97: Proceedings of the 1st European Conference on Precision Agriculture*, Stafford J. V. (eds.). BIOS Scientific Publishers Limited, Oxford, UK, pp. 785-792
- HUETE A.R. (1988):** A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* Vol. 25, pp. 89-105
- JORDAN C.F. (1969):** Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, Vol. 50, pp. 663-666
- MISTELE B. SCHMIDHALTER U. (2010):** Tractor-Based Quadrilateral Spectral Reflectance Measurements to Detect Biomass and Total Aerial Nitrogen in Winter Wheat. *Agronomy Journal*, Vol. 102, No. 2, pp. 499-506
- ROGAB C., SPENGLER D., BOCHOW M., SEGL K., LAUSCH A., DOKTOR D., ROESSNER S., BEHLING R., WETZEL H.U., KAUFMANN H. (2011):** Reduction of Radiometric Miscalibration-Application to Pushbroom Sensors, *Sensors*, 11, pp. 6370-6395
- ROUSE J.W., HAAS R.H., SCHEEL J.A., DEERING D.W. HARLAN J.C. (1974):** Monitoring the vernal advancements and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC, Final Report Greenbelt, MD, USA, pp. 1-137
- SIEGMANN B., JARMER T., LILIENTHAL H., RICHTER N., SELIGE T. HÖFLE B. (2012):** Hyperspektaldaten zur Erfassung des Blattflächenindex von Weizenbeständen. In: Löwner M.-O., Hillen F., Wohlfahrt R. (Hrsg.): *Geoinformatik 2012 - Mobilität und Umwelt*, Konferenzband Geoinformatik 2012, 28.-30. März 2012, Braunschweig.(= Konferenzband Geoinformatik 2012), pp. 343-350

SCHMIDT F. (2002): Topocrop-Terrain Analysis: An extension to the ArcView® GIS system developed for the Precision Agriculture Project www.preagro.de Online verfügbar unter: <http://arcscripts.esri.com>. Zitiert [14.04.2012]

SMITH G.M., MILTON E.J. (1999): The use of the empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 20 (13), pp. 2653-2662

Neue Ein-Chip NDVI Kamera für die Pflanzendetektion

Joern Selbeck*, Volker Dworak, Karl-Heinz Dammer

Leibniz-Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V.

Max-Eyth-Allee 100, 14469 Potsdam, Germany

Email: jselbeck@atb-potsdam.de, vdworak@atb-potsdam.de, kdammer@atb-potsdam.de*

Zusammenfassung: Der Einsatz von problemangepassten Kameras für die Automatisierung und Kartierung in agrartechnischen Anwendungen kann zur Reduktion von Düngemitteln, Pestiziden und Maschinenzeit führen. Der Umweltschutz ist eines der wichtigsten Ziele der agrartechnischen Forschung. Es werden oft Pflanzenkameras im Bereich der Agrartechnik eingesetzt um den NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) zur Unterscheidung von Pflanze und Boden zu bestimmen. Hierbei wird die Differenz der Reflektion zwischen dem NIR- (Nah-Infrarot) und dem Rot-Frequenzband ausgenutzt.

Übliche NDVI Kameras besitzen 2 CCD (Charge Coupled Device) Chips, je einen für den Rot und den NIR Kanal. Diese Systeme sind sehr teuer und benötigen eine präzise Ausrichtung der beiden Sensoren. Der Vorteil der hier vorgestellten neuen NDVI Kamera ist der preiswerte Ein-Chip Ansatz

In dieser Studie ist die Kamera so von den optischen Eigenschaften verändert worden, dass der NIR Bereich des Kamera Chips genutzt werden kann und gleichzeitig der Bereich für den ursprünglich blauen und grünen Bereich ausgeblendet wurde. Durch die so veränderte Pixelantwort bezüglich des Bayer-Bildes und den unterschiedlichen Farbtintensitäten je Pixel kann nun das NDVI Bild berechnet werden. Der Blau- und Grün-Kanal entsprechen nun einer reinen NIR Intensität, und der Rot-Kanal enthält den Rotanteil als auch den NIR Anteil des einfallenden Lichtes.

Deskriptoren: NDVI, Bildverarbeitung, Pflanzensensor, Ein-Chip Kamera

Abstract: *The use of problem adapted (smart) cameras for automation and mapping in agricultural applications can be beneficial because their use could conserve fertilizer, pesticides, and machine time. Protecting the environment is one of the major scientific challenges in agriculture research. Smart cameras for agricultural applications are typically plant cameras, which use the NDVI (normalized differential vegetation index) to discriminate plant information from the soil background. The highest difference in the reflectance is found between the NIR (near infrared) and the red channel optical frequency band.*

Traditional NDVI cameras with two CCD (charge coupled device) chips for the red and NIR channel are expensive and require a precise alignment of the two sensors. The

advantage of the presented smart camera approach is the use of a one-chip, low-cost sensor to design a NDVI camera.

In this study, a reassembly of the optical filter design was performed to enable the NIR-sensitivity and disable the usual blue and green optical sensitivity. The new color pixel response was then used to calculate the NDVI with respect to the Bayer pattern and the different color intensity content in the pixels. "Blue" and "green" corresponded to the pure NIR intensity, and the "red" represented the sum of red and NIR intensities.

Keywords: NDVI, image analysis, plant sensor, 1-Chip camera

1 Einführung

Agrartechnische Forschung fokussiert sich sehr oft auf die Einsparung von Kohlendioxid die Reduktion von Umwelteinflüssen als auch von Kosten. Daher wird durch Präzisionslandwirtschaft vielfältige Information miteinander verknüpft, um das Verhältnis von Input und Output zu verbessern (TELLAECHÉ *et al.* 2008, DAMMER *et al.* 2009, LÜCK *et al.* 2009). Zur Erzeugung dieser Informationsdatenbanken werden Sensoren benötigt, die beispielsweise die Pflanzenanzahl / Pflanzenbedeckung oder Biomasse detektieren (SELBECK *et al.* 2012). Für die Online-Kontrolle von z.B. Feldspritzen müssen der, oder die Sensoren auf dem Traktor oder Triebkopf montierbar sein und die Datenverarbeitung muss in Echtzeit ablaufen um die Spritzrate zu steuern (DAMMER & WARTENBERG 2007). Die Pflanzenbedeckung oder Pflanzenanzahl ist eine typische Messgröße für die Kontrolle einer Feldspritze. Diese Größe kann aus einem NDVI Bild der lokalen Feldsituation berechnet werden (DAMMER *et al.* 2009). Der NDVI ist ein solider Parameter um in einer NDVI Kamera die Pixel, die vitalen Pflanzen zeigen von den Pixeln die Böden zeigen zu unterscheiden. Dieses ist möglich, da die Reflektion des NIR Bandes für vitale Pflanzen höher ist als für Böden, und der rote Wellenlängenbereich von 620-660 nm von den vitalen Pflanzen mehr absorbiert wird als durch die Böden (TUCKER 1979, WANG & CHEN 2006). Die Absorption im Übergangsbereich von Rot zu NIR (660 nm zu 740 nm) wird durch die Umgebung der Pflanze beeinflusst (WIEGAND *et al.* 1992). Pflanzen reflektieren unterhalb 740 nm (längere Wellenlängen) mehr Licht als der Boden. Daher werden für die Bestimmung des NDVI meistens Wellenlängen unterhalb von 780 nm genutzt. Typischerweise benutzen qualitativ hochwertige Pflanzenkameras, oder NDVI Kameras zwei oder mehr CCD Chips, bzw. die DuncanTech, MS2100 und MS3100. Allerdings ist die pixelgenaue Positionierung der verschiedenen CCD Chips mit der Ausrichtung und der Kompensation der verschiedenen Wellenlängen innerhalb des optischen Pfades verbunden, da die verschiedenen Wellenlängen verschiedenes Beugungsverhalten haben. Der Vorteil der Ein-Chip Kamera ist, dass dieser aufwendige Aufbau nicht nötig ist.

Innerhalb dieser hier vorgestellten Studie wurde eine günstige Ein-Chip Kamera benutzt um den Ansatz des neuen NDVI Kameraaufbaus zu testen. Der Kamerasensor ohne NIR Filter wurde mit einem Tiefpassfilter mit einer Grenzwellenlänge von 630 nm kom-

biniert. Der Tiefpass lässt längere Wellenlängen (niedrigere Energie) als 630 nm passieren und blockiert kürzere Wellenlängen (höhere Energie). Dieser Aufbau erlaubt die Aufnahme von Wellenlängen im NIR Bereich und blockiert die blau und grün Detektion. Durch diese Änderung wird mit den ursprünglich grünen und blauen Pixeln jetzt NIR gemessen und der rote Kanal enthält die Summe aus Rot und NIR Intensität. Dies unterscheidet das neue Kamerasetup ebenfalls von andern Kamerasystemen, wie beispielsweise die XNite Canon 450 NDVI, die den blauen Kanal und den zur NIR Detektion umgebauten Rot-Kanal nutzt. Durch die Nutzung einer Ein-Chip Kamera können alle Einstellungen der Kameraparameter durch die Software vorgenommen werden und die Optimierung erfolgt für das NDVI Bild und nicht für das RGB Bild. Zu beachten ist, dass die typische Auto-Abgleichsfunktion oft für den Grün-Kanal optimiert ist und eine Sättigung im Rot-Kanal ignoriert und somit durch die veränderte Belichtungsintensität im ursprünglich grünen Kanal (jetzt NIR-Kanal) zu falschen Abgleichswerten führt. Durch das Raw-Bayer-Format und die volle Pixel Verstärkungskontrolle durch die Software kann der Dynamikbereich des NIR-Kanals, als auch des Rot-Kanals eingestellt werden.

2 Material und Methoden

Die folgende Sektion beschreibt eine Standard NDVI Kamera, deren Aufbau und der Ansatz um zu einem binarisiertem Bild der Pflanzenbedeckung zu kommen. Des Weiteren wird die Ein-Chip Kamera beschrieben, der veränderte Ansatz im Bezug zur Standard Kamera und die Informationsgewinnung aus den drei Farbkanälen des RGB Chips.

2.1 Drei-Chip Pflanzenkamera

Grünes Pflanzenmaterial wird vom Boden durch eine Multispektralkamera diskriminiert (Drei-Chip CCD Kamera), Typ MS2100 (DuncanTech, Redlake Inc., San Diego, CA, USA). Diese kundenspezifisch gefertigte Kamera detektiert die Reflektion im roten-, NIR-, und grünen Spektralbereich und ist die Hauptkomponente in einem System zur automatischen Detektion von Unkraut (BÖTTGER *et al.* 2004). Die Bildgröße der Kamera ist 659H x 494V Pixel und wird durch die Software „DT Control“ gesteuert. Die Online-Bildverarbeitung wird von einer kundenspezifisch angefertigten Software der Firma SYMACON GmbH (Barleben, Deutschland) durchgeführt. Beide Programme laufen auf einem staubgeschützten Industriecomputer (IPC-r 4 HE, PK Computer GmbH, Eppstein, Deutschland).

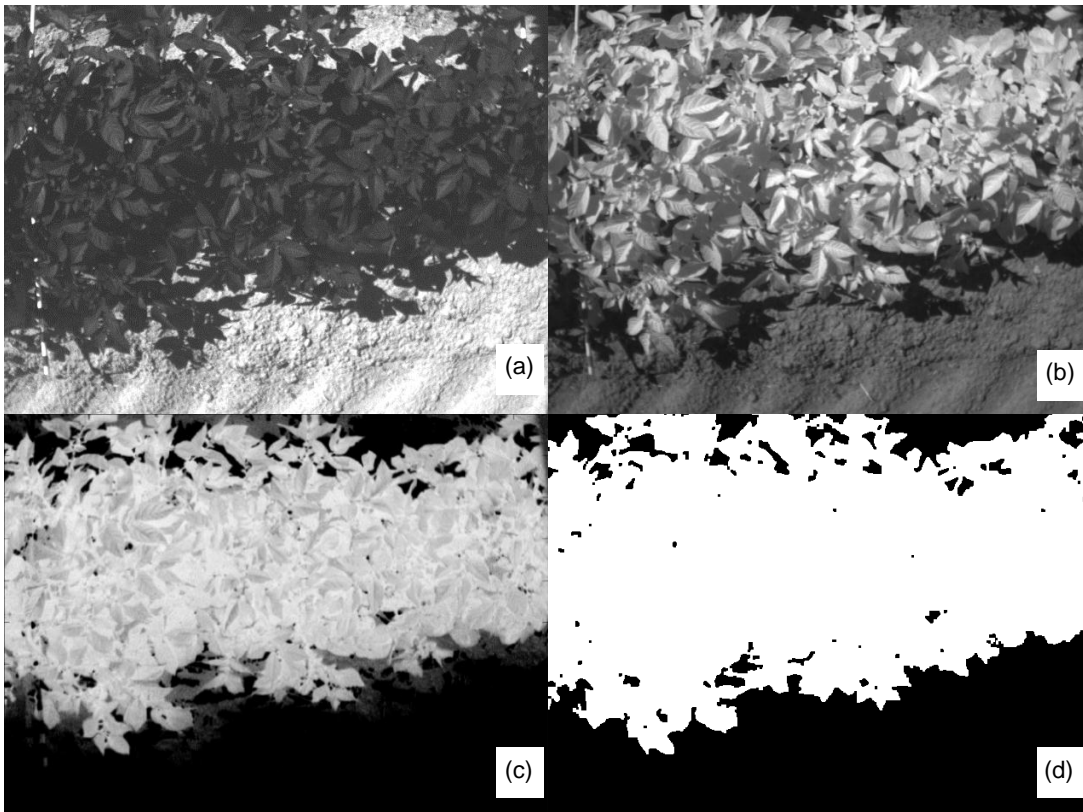


Bild 1: Graustufen- und Binärbild von Kartoffeln, aufgenommen mit der Multispektralkamera. Rot-Kanal Bild (a), NIR-Kanal Bild (b), NDVI Bild (c), und Binärbild (d)

Zur Detektion der Grünpflanzenmasse wird der rote Kanal (Zentralwellenlänge: 670 nm, Bandpassbreite: 22 nm) und NIR (Zentralwellenlänge: 800 nm, Bandpassbreite: 65 nm) genutzt. **Bild 1** zeigt exemplarisch Graustufenbilder des Rot-Kanals a) und NIR-Kanals b) von Kartoffelpflanzen.

Das Kartoffelkraut im Rot-Bild ist dunkel, im Gegensatz zum NIR-Bild in welchem das Kraut hell erscheint. Der Boden erscheint in ähnlichen Graustufen in den beiden Bildern. Daher kann aus diesen beiden Bildern pixelweise der NDVI berechnet werden, so dass ein Graustufen-Bild des NDVI entsteht (**Bild 1 c**). Um nun grüne- von nichtgrünen Bereichen zu trennen ist ein Grenzwert von 29,4% benutzt worden um ein binarisiertes Bild zu erzeugen. Alle grünen Bereiche sind nun den weißen Pixeln zugeordnet (**Bild 1 d**). Hieraus ergibt sich ein Bedeckungsgrad mit grüner Biomasse von 62%.

2.2 Ein-Chip Pflanzenkamera

Zur ersten Analyse einer Ein-Chip NDVI Kamera wurde eine USB uEye LE Kamera vom Typ UI-1226LE der Firma IDS (Imaging Development Systems GmbH, Dimbacher Straße 6-8, 74182 Obersulm, Deutschland) verwendet. Diese uEye Kamera hat einen Aptina MT9V032STC Bild Sensor mit 752H x 480V Pixeln und besitzt keinen NIR Filter, da-

her sind alle Pixel neben dem sichtbaren Licht auch im NIR Bereich bis etwa 900 nm sensitiv (**Bild 2 a**).

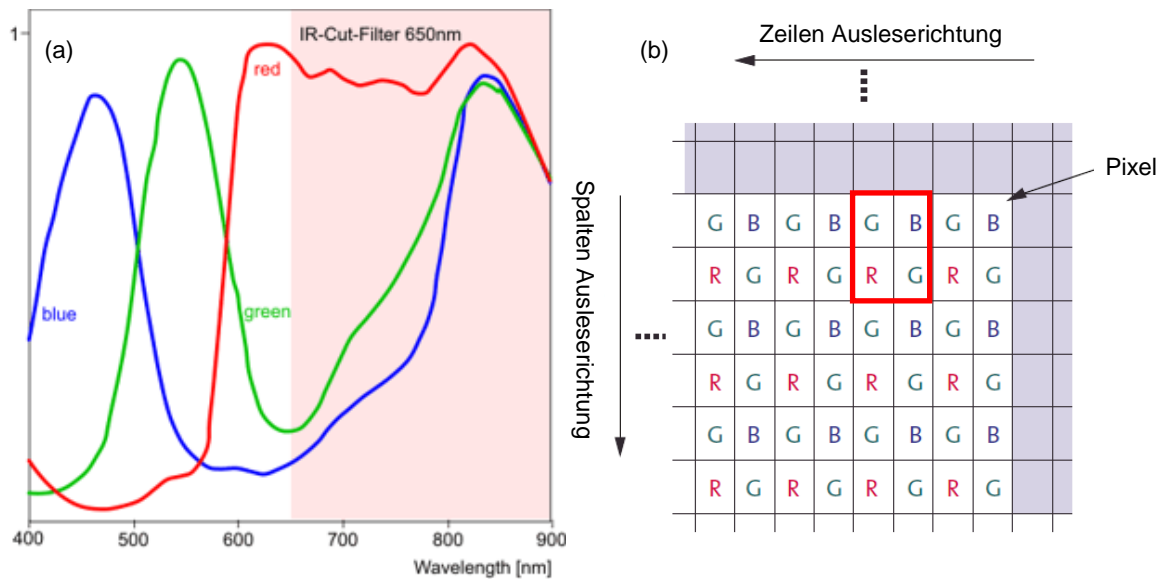


Bild 2: Spektrale Empfindlichkeit der UI-1226 Kamera (IDS Datenblatt) (a), Bayer Farbpixelanordnung für den MT9V032STC Bildsensor (Aptina Datenblatt) (b)

Pseudo Code für Bayer zu RGB Umsetzung und Bildgrößenreduktion		
<pre>% read image raw data rgb8=cdata; % set Bayer pattern bay1='grbg'; bay2='gbrg'; bay3='rggb'; bay4='bggr'; % use camera info for Bayer % for MT9V032 bay=bay3;</pre>	<pre>% set search pattern for the colors A='rrrr'; B='gggg'; C='bbbb'; % sorting with string compare % gives logic array e.g., '0101' offset=A==bay; k=or(offset(2), offset(4)); q=or(offset(3), offset(4)); r=rgb8((1+q):2:end, (1+k):2:end); offset= B==bay; k=offset(2); q=offset(4);</pre>	<pre>g1=rgb8(1:2:end, (1+k):2:end); g2=rgb8(2:2:end, (1+q):2:end); g=(g1/2)+(g2/2); offset= C==bay; k=or(offset(2), offset(4)); q=or(offset(3), offset(4)); b=rgb8((1+q):2:end, (1+k):2:end); % 3D-matrix for pseudo rgb image rgbtest(:,1)=r; rgbtest(:,2)=g; rgbtest(:,3)=b;</pre>

Durch die Information des Bayer-Musters kann aus dem Bayer-Bild ein RGB-Bild errechnet werden. Um die Bildgröße und somit den benötigten Speicherplatz zu reduzieren wird das fehlende Pixel gar nicht interpoliert, und die beiden grünen Pixel des Quadrupels (**Bild 2 b**, roter Rahmen) zu einem Pixel gemittelt, so dass sich eine Bildgröße von 376H x 240V RGB Pixeln ergibt.

Des Weiteren wurde ein optischer Tiefpassfilter (RG630 (50% Transmission bei 630 nm), SCHOTT AG, Hattenbergstrasse 10, 55122 Mainz, Deutschland) in die Kame-

ra gebaut um alle kürzeren Wellenlängen als 620 nm heraus zu filtern. Dadurch detektieren die blauen (b) und grünen (g) Pixel nur noch den NIR Anteil des Signals. Der rote Kanal enthält den Wellenlängenbereich von 620 nm bis 900 nm. Um den NDVI zu berechnen wird folgende Gleichung benutzt:

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - r) / (\text{NIR} + r); \quad (1)$$

Wobei *NIR* für das NIR-Frequenzband- und *r* für das rote Frequenzband steht. Da die Pixel Intensität nicht identisch ist, wurde obige Gleichung um einen Verstärkungsfaktor erweitert (gain) in sieht nun wie folgt aus:

$$\text{NDVI} = [(b_{\text{NIR}} + g_{\text{NIR}}) \cdot \text{gain} - r] / [(b_{\text{NIR}} + g_{\text{NIR}}) \cdot \text{gain} + r]. \quad (2)$$

Der Verstärkungsfaktor bietet die Möglichkeit die Pixel Intensität so anzupassen, dass der NDVI Bild den höchsten Kontrast bietet. Für Bildsensoren mit verschiedenen Empfindlichkeiten im Blau- beziehungsweise Grün-Kanal muss je Farbkanal ein Verstärkungsfaktor eingeführt werden. Die Variation des Verstärkungsfaktors führt zu unterschiedlichen NDVI Werten die Aufgetragen ein Maximum zeigen. Das Maximum sollte genutzt werden um den maximalen Kontrast im NDVI Bild zu erhalten.

3 Resultate

In Bezug auf **Bild 2 a** sind die Sensitivitäten der einzelnen Pixel der drei Farbkanäle im NIR Bereich identisch Daher ist der optimale Verstärkungsfaktor etwas unterhalb von 1 für die größte Differenz zwischen Pflanze- und Bodenpixeln. **Bild 3** zeigt den Verlauf der Differenz über den Verstärkungsfaktor für das in **Bild 4** gezeigte Bild.

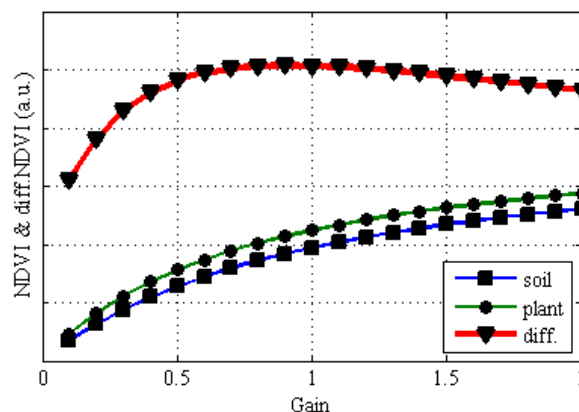


Bild 3: Verstärkungsfaktorverlauf auf der Basis von spezifischen Pflanzen- und Bodenpixelwerten, wobei die Dreiecke die Differenz zeigen

Ein Verstärkungsfaktor von 0,9 wurde für das unter **Bild 4** gezeigte Bild gewählt. Die drei Farbkanäle werden in **Bild 4** einzeln als Graustufenbild gezeigt. Gleichung 2 wurde genutzt um das resultierende NDVI Bild zu berechnen (**Bild 5 a**).

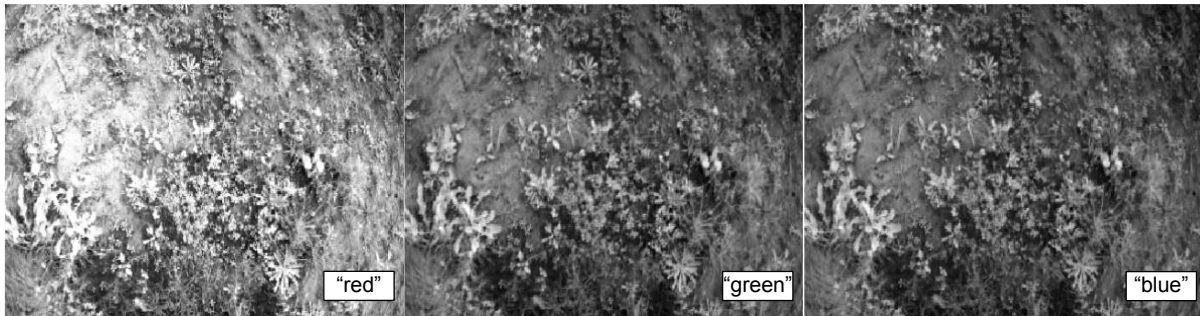


Bild 4: Pseudo "RGB" Bild, aufgeteilt in die drei Farbbänder

Mit einer Binarisierungsschwelle von 39,2% ergibt sich dann das Binärbild wie in **Bild 5 b** abgebildet.

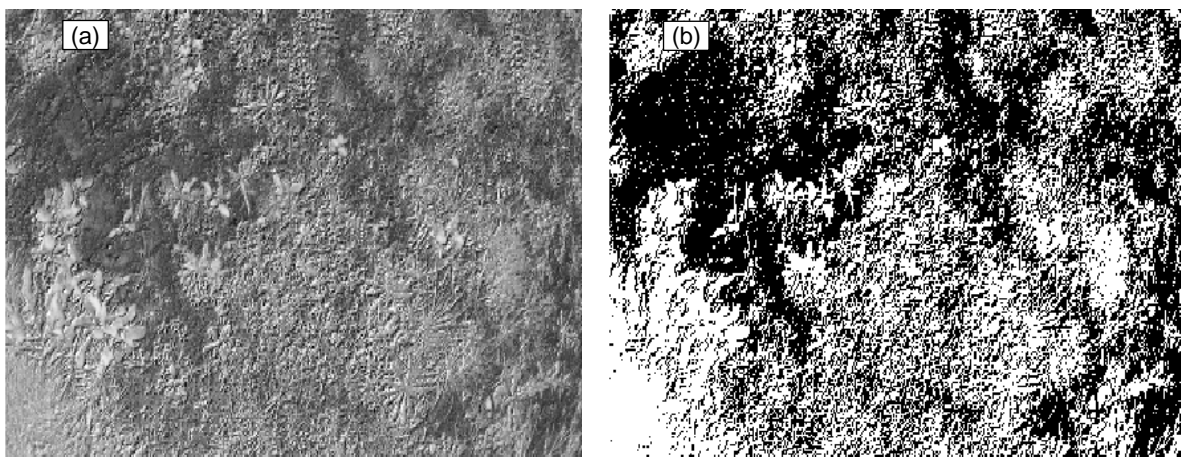


Bild 5: NDVI Bild (a) und binarisiertes NDVI Bild (b), berechneten Pflanzenbedeckung: 31,6%

4 Schlussfolgerungen

Durch die Veränderung der optischen Filter konnte gezeigt werden, dass ein günstiger Bildsensor genutzt werden kann, um eine Pflanzenkamera aufzubauen. Das pseudo RGB Bild in **Bild 4** bestätigt die nahezu identische Empfindlichkeit im NIR Bereich für die blauen und grünen Pixel. Somit können diese beiden Pixel zu einem reinen NIR-Pixel umgerechnet werden. Durch den Verstärkungsfaktor des NIR-Kanals kann das NDVI Bild eingestellt werden (**Bild 3**). In dieser Hinsicht erfüllt der Sensor die Beschreibung im Datenblatt. Daraus ergibt sich, dass eine einfache firmenseitige Kalibrierung ausreichen sollte. Der Rot-Kanal in **Bild 4** zeigt, dass die Intensität der Reflektion des Bodens ähnliche Größen erreicht wie die der Pflanzen. Aber selbst unter diesen Bedingungen lässt sich im NDVI Bild (**Bild 5 a**) die Pflanzen vom Boden trennen und die einfache Binarisierung über einen Schwellwert führt zur korrekten Klassifizierung der

Pflanzenregionen (**Bild 5 b**). Der Schwellwert der für die Ein-Chip Kamera genutzt wurde war ähnlich dem für die Drei-Chip Kamera.

Der Kontrast kann noch erhöht werden, in dem man einen optimierten optischen Filter einsetzt. Der Filter ist dann kein einfacher Tiefpass Filter mehr, sondern ein Doppelband Filter mit einer Transmissionsband im Rot-Bereich von 620 nm bis 660 nm und einem Transmissionsband im NIR-Bereich von 780 nm bis 900 nm. Dieser Filter blendet dann den Bereich zwischen 660 nm und 780 nm aus, um den Einfluss der ungewünschten undefinierten Bereiche der drei Farbkanäle zu umgehen (**Bild 2 a**).

Die Nutzung des Bayer-Bildformats des Kamerachips reduziert die Anzahl der Pixel im Gegensatz zu einem typischen RGB TIF-Format. Die Berechnungsgeschwindigkeit wird ebenfalls verbessert und resultiert in einer höheren möglichen Bildrate die verarbeitet werden kann. Diese Datenreduktion ist ebenfalls wichtig für den Übergang zu einem „Embedded System“, da hier der Speicher und die Prozessorleistung beschränkt sind.

Literaturverzeichnis

- BÖTTGER H., LANGNER H.R., RUCKELSHAUSEN A. (2004):** Messsystem zur Bewertung des Unkrautvorkommens, Bornimer Agrartechnische Berichte 36: 49-54
- DAMMER K.-H., WARTENBERG G. (2007):** Sensor-based weed detection and application of variable herbicide rates in real time, Crop Protection (26) 3: 270-277, DOI 10.1016/j.cropro.2005.08.018
- DAMMER K.-H., THÖLE H., VOLK T., HAU B. (2009):** Variable-rate fungicide spraying in real time by combining a plant cover sensor and a decision support system, Precision Agriculture, 10: 431-442, DOI 10.1007/s11119-008-9088-7
- LÜCK E., GEBBERS R., RUEHLMANN J., SPANGENBERG U. (2009):** Electrical conductivity mapping for precision farming, Near Surface Geophysics 7 (1): 15-25
- SELBECK J., DWORAK V., EHLERT D. (2012):** Testing vehicle-based scanning LiDAR sensor for crop detection, Canadian Journal of Remote Sensing 36 (1): 24-35, DOI 10.5589/m10-022
- TELLAECHE A., BURGOSARTIZU X.P., PAJARES G., RIBEIRO A., FERNANDEZ-QUINTANILLA U. (2008):** A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture, Computers And Electronics In Agriculture, 60 (2): 144-155, DOI: 10.1016/j.compag.2007.07.008
- TUCKER C.J. (1979):** Red and Photographic Infrared Linear Combinations For Monitoring Vegetation, Remote Sensing of Environment, 8 (2): 127-150, DOI: 10.1016/0034-4257(79)90013-0
- WANG J.W., CHEN G. (2006):** Vegetation index and biomass estimation for grassland, Journal of Yunnan Agricultural University, 21 (3): 372-375
- WIEGAND C.L., MAAS S.J., AASE J.K., HATFIELD J.L., PINTER P.J., JACKSON R.D., KANEMASU E.T., LAPITAN R.L. (1992):** Multisite Analyses of Spectral-Biophysical Data For Wheat, Remote Sensing Of Environment, 42 (1): 1-21, DOI 10.1016/0034-4257(92)90064-Q

Anwendung von optischen Messsystemen zur nicht-destruktiven Erfassung von Wurzeln im Boden - Möglichkeiten und Perspektiven

Maik Veste

Centrum für Energietechnologie Brandenburg e.V., Friedlieb-Runge-Strasse 3, 03046 Cottbus, Germany

Email: maik.veste@me.com

Zusammenfassung: Untersuchungen des Wurzelsystems sind wichtig für das Verständnis der Wasser- und Nährstoffaufnahme durch die Pflanzen in Agrar- und anderen Ökosystemen. Der Zugang zum Wurzelsystem ist aufgrund des Bodens nur eingeschränkt möglich. Deshalb sind verschiedene optische Messsysteme eine Grundvoraussetzung für Langzeitbeobachtung der Feinwurzeldynamik. Minirhizotrone sind für diese Untersuchungen ein ideales Werkzeug. Verschiedene Techniken auf der Basis von VHS- und CCD-Kameras bzw. von Wurzelscanner wurden in den vergangenen Jahrzehnten entwickelt. Allerdings ist die Bildauswertung noch ein limitierender Faktor für eine umfangreiche Anwendung der Technik in der Bodenkunde und den Agrarwissenschaften. Ein automatisches Bilderfassung und -auswertesystem kann hier zukünftig einen deutlichen Vorschnitt für die Anwendung der optischen Messverfahren bringen.

Deskriptoren: Wurzelsysteme, Minirhizotrone, CCD-Kamera, automatische Bilderfassung, automatische Bildauswertung

Abstract: *Investigations of the root system are important for understanding of the processes of plant water and nutrient uptake in agricultural and other ecosystems. The access to the root system is limited due to the soil. Therefore, the use of optical measuring systems is essential for long-term root investigations of the fine root dynamics. Minirhizotrons are a suitable tool for this observations. Various techniques were developed in the recent decades using VHS- and CCD camera systems as well root scanners. However, image analysis is still the limiting factor for an intensive use of this technique in soil and agricultural sciences. An automatic image acquisition and image interpretation will improve the use of the optical measuring systems.*

Keywords: *Root systems, minirhizotron, CCD-camera, automatic image acquisition, automatic image analysis*

1 Einleitung

Das Wurzelsystem ist von großer Bedeutung für die Prozesse des Wasser- und Nährstoffaufnahme in Agrar- und anderen Ökosystemen. So beträgt der Anteil der unterirdischen Biomasse von Getreide rund 30% und der von Wiesen zwischen 20 und 50% (LARCHER 2003). Für die Untersuchungen der Struktur und Funktion des Wurzelsystems wurde eine Vielzahl von Methoden entwickelt (WAISEL *et al.* 202, SMIT *et al.* 2001, MANCUSO 2012). Bei destruktiven Methoden erfolgt die Entnahme des Wurzelsystems als Bodenmonolith oder Bohrkern und einem anschließenden Auswaschen der Wurzeln. Eine weitere Methode ist das Anlegen einer Profilwand, in der die Verteilung des Wurzelsystems erfasst wird. Für die Auswertung des Wurzelsystems werden mittlerweile Flachbrettscanner verwendet (DANNOURA *et al.* 2012). Diese Methoden erlauben aber keine langfristigen Untersuchungen zur Dynamik des Wurzelsystems, da sie das Untersuchungsobjekt stören oder zerstören. Rhizotrone sind hier eine alternative Methode zur nicht destruktiven Beobachtung des Wurzelsystems, bei denen Glasplatten oder Glasfenster in den Boden eingebracht werden (ANDRÉN *et al.* 1996) und so eine langfristige Beobachtung und Vermessung des Wurzelsystems erlauben. Allerdings stellen diese Glasplatten eine große Störung des Bodengefüges dar und Untersuchungen des Wurzelsystems sind nur bedingt aussagekräftig.

2 Minirhizotron-Technik

Im Gegensatz zu der Rhizotrone erlaubt die Minirhizotron-Technik eine nicht-destruktive Wurzelbeobachtungen über einen längeren Zeitraum ohne größere Bodenstörungen. Seit mehr als 20 Jahren sind hierfür verschiedene kommerzielle Systeme für Wurzeluntersuchungen auf dem Markt, die auf Standard-Video-Technik (FERGUSON & SMUCKER 1989), Endoskopen (STEINKE *et al.* 1996, VESTE *et al.* 2005) oder Scannern (HEDENRUD 2009) basieren.

Bei dieser Minirhizotron-Methode werden Glas- oder Plexi-Glasröhren in der Nachbarschaft der Pflanzen in den Boden eingelassen und mittels optischer Systeme beobachtet. Der Durchmesser der verwendeten Röhren variiert zwischen 30 bis 62 mm (**Tabelle 1**). Die Installation der Röhren kann dabei in unterschiedlichen Winkeln erfolgen. Bei den größeren Röhren (Durchmesser >60 mm) erfolgt häufig der Einbau in Winkeln zwischen 30° und 45° (MAJDI & PERSSON 2007, HEDENRUD 2009) oder horizontal (SMIT *et al.* 1994), um eine optimale Beziehung zwischen den Wurzellängen aus den Minirhizotron-Bildern und Wurzelproben zu erhalten und das Wachstum von Wurzeln entlang der Röhren zu vermeiden. Allerdings ist der Einbau von gewinkelten Röhren technisch sehr aufwendig und die Plexi-Glasröhren sind sehr empfindlichen gegenüber Kratzern. Eine geringe Störung des Bodens und des Wurzelsystems sind die von STEINKE *et al.* (1996) und VESTE *et al.* (2005) verwendeten Glasröhren, die leicht mit Hilfe eines Pürkhauer-Bohrstock in einem Winkel von 90° installiert werden (**Bild 1**). Die Glasröhren sind gegenüber mechanischen Beschädigungen weniger empfindlich. Auch konnte ein

Wurzelwachstum entlang der Röhren nur in Einzelfällen beobachtet werden (VESTE *et al* 2005).



Bild 1: Installation der Glasröhren (Durchmesser 30 mm) für Minirhizotron-Untersuchungen mit einem starren Endoskope. Um das Eindringen von Licht in den Boden über die Glasröhren zu vermeiden, ist der obere Teil mit einem schwarzen Klebeband versehen

3 Bilderfassung

Die Bilderfassung erfolgt in der Regel durch eine Video-Kamera, die entweder direkt in die Röhre eingeführt werden (Bartz-System) oder mit einem Endoskop verbunden ist (**Tabelle 1**). Beim Bartz-System erfolgt die Positionierung manuell mit einer starren Stange entlang vorgegebener Markierungen. Für die Wurzelendoskopie werden handelsübliche starre Boroskope mit einer Baulänge von 75 cm verwendet (**Tabelle 1**). Für die Bildaufnahme wird eine externe CCD-Kamera verwendet, die über einen C-Mount Adapter direkt an dem Endoskop verbunden ist (**Bild 2**). Die in diesem Versuch verwendeten Kameratyp ist eine CCD-Kamera Zelos - 415C GV PoE Color (Kappa GmbH, Göttingen, DE), die für die Kamerasteuerung über ein Ethernet-Kabel mit einem Laptop verbunden ist. Die Bildspeicherung erfolgt als Einzelbilder direkt auf dem Computer. Beispiele für Wurzelbilder, die mit einer CCD-Kamera an einem Endoskop aufgenommen wurden, sind in **Bild 3** dargestellt. Der beobachtete Bildausschnitt beträgt nur ca. $0,8 \text{ cm}^2$, so dass entlang der Röhre Einzelbilder in vier Richtungen in einem Abstand von 2,5 cm aufgenommen werden. Die Beleuchtung erfolgt extern mit einer Kaltlichtquelle. Um Spiegelungen der Beleuchtung zu vermeiden, die eine Auswertung der Bild

deutlich erschweren, wird das Endoskop einseitig mit Hilfe einer Führung in der Röhre positioniert.

Tabelle 1: Übersicht über die kommerziell verfügbare Minirhizotron-Technik

	Miniatur-Video-Kamera	Endoskop-System	In-Situ Root Imager CI-600
Hersteller	BARTZ TECHNOLOGY CORPORATION, Carpinteria, CA, USA	Endoskop: KARL STORZ GmbH & Co. KG, Tuttlingen DE RICHARD WOLF GmbH, Knittlingen, DE	CID BIO-SCIENCE, Camas, WA, USA
Kamera	Miniatur-Video-Kamera direkt in der Röhre	CCD-Kamera Zelos, Kappa Göttingen verbunden mit Endoskop	Scanner System
Rohrdurchmesser (innen)	28.5 - 50.8 mm	28 mm	64 mm
Länge	200 cm	75 - 150 cm	182.9 cm
Führung	starr	starr	flexibel
Bodenstörung	Hoch	Minimal	Hoch
Computergesteuerte Führung	Nein (manuelle Führung)	Nein (manuelle Führung)	Nein (automatisch)
Automatisches Wiederauffinden von Aufnahmepunkten	Nein	Nein	Nein
Vollautomatische Bildaufnahme	Nein	Nein	Ja
Vollautomatische Bilderkennung	Nein	Nein	Nein
Bildauswertung	WinRhizo	keine spezielle Auswertesoftware, u.a. RootFly (Freeware)	WinRhizo, RootSnap
Zusammenführung zu einem Bild	Nein	Nein	Ja

Der Root Scanner CI-600 (**Tabelle 1**) ermöglicht eine automatische Bilderfassung von 360°-Bildern mit einer Auflösung von 1200dpi bis zu 188 Millionen Pixeln. Das Gesamtbild hat eine Größe von 21,59 x 19,59 cm. Der Scanner-Kopf hat eine Länge von 34,3 cm und einen Durchmesser von 64 mm. Mit einem neu entwickelten automatischen System (VMS Vollautomatisches Minirhizotron-System, UP GmbH, Ibbenbüren und Cottbus, DE) wird die Kamera durch eine Führung in der Röhre durch Schnittmotoren positioniert und die Bilderfassung kann so voll automatisch erfolgen (VESTE *et al.* 2010). Dies ermöglicht eine schnelle und genau reproduzierbare Bilderfassung. Die

Einzelbilder werden, wie bei dem Scanner-System, automatisch zu einem Gesamtbild zusammengeführt und gespeichert. Zu dem erlaubt das System eine Wiederholung von Einzelbildern, so das einzelne Bildabschnitte automatisch durch den Schnittmotor angesteuert werden. Dies ist u.a. für Untersuchungen der Lebensdauer und der Entwicklung der Mykorrhiza von Vorteil. Der Durchmesser der Röhren beträgt wie bei den Endoskopen 28 mm. Die Baulänge kann variabel an Kundenwünsche angepasst werden.



Bild 2: Anwendung von Minirhizotronen und der Endoskopie-Technik zur Untersuchung der Feinwurzelndynamik von Apfelbäumen am ATB Potsdam-Bornim

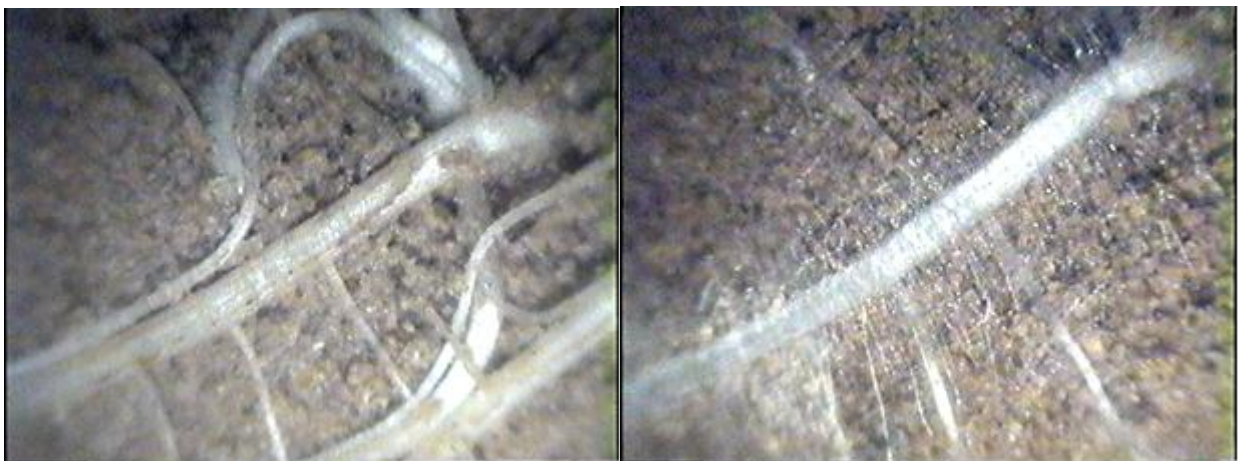


Bild 3: Minirhizotron-Bilder von Tomatenwurzeln aufgenommen mit einem Storz-Endoskop und einer Kappa-Kamera

4 Bildauswertung

Die Minirhizotron-Technik erlaubt somit eine relativ störungsfreie Untersuchung der Entwicklung der Feinwurzeln. Somit kann die saisonale Dynamik der Feinwurzeln, deren Neubildung und Abbau in situ beobachtet werden. Als Parameter werden u.a die Wurzellänge, Durchmesser, Fläche, Färbung und Anzahl von Wurzelspitzen und Verzweigungen erfasst. Für Untersuchungen der Lebensdauer und der Bildung der Mykorrhiza können einzelne Wurzelabschnitten wieder angesteuert werden. **Bild 4** zeigt als Beispiel die saisonale Wurzeldynamik von Tomaten in Abhängigkeit von der Salzbelastung des Bewässerungswassers (VESTE *et al.* 2005). In einem 10-tägigen Intervall wurden in diesem Beispiel Einzelbilder in 2,5 cm Abständen bis in eine Tiefe von 70 cm mit einem Endoskop aufgenommen. Für die Bestimmung der unterirdischen Biomasse müssen allerdings die Ergebnisse der Minirhizotrone weiterhin mit Biomasse von Bohrkernen oder Ausgrabungen abgeglichen werden, da die Minirhizotrone nur einen Ausschnitt aus dem Boden erfassen. So variieren die Korrelationen zwischen Parametern der Minirhizotron-Untersuchungen und Biomasse-Parametern mit einem r^2 von 0.431 bis 0.76 (SMIT *et al.* 1994, VESTE *et al.* 2005).

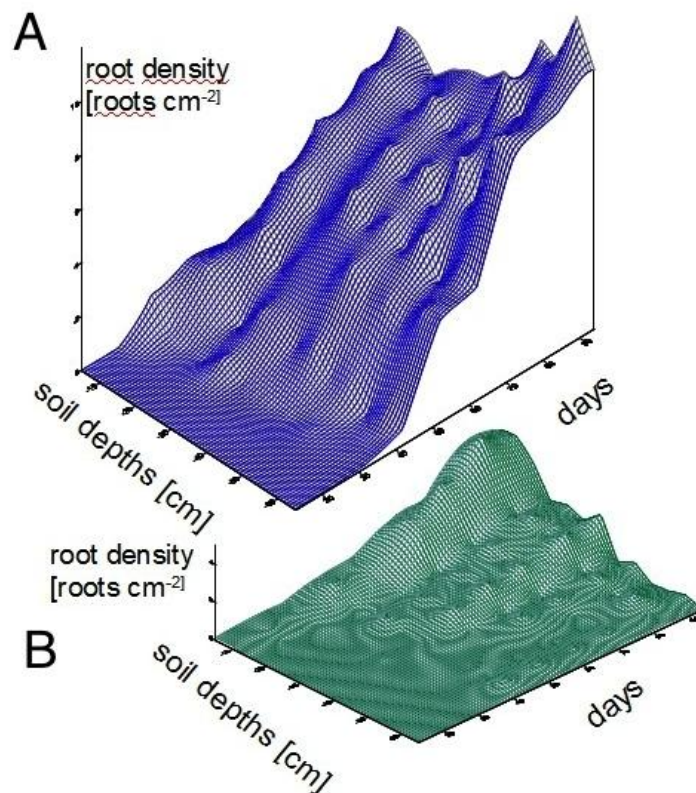


Bild 4: Feinwurzeldynamik von Tomaten in einer Bodentiefen von bis zu 70 cm während einer Wachstumsperiode von 94 Tagen in Abhängigkeit von der Salinität des Bewässerungswasser (A: EC 1 mS m⁻¹, B: EC 1 mS m⁻¹) (VESTE *et al.* 2005)

Für die Bildauswertung von Minirhizotronbildern stehen verschiedene Bildverarbeitungsprogramme zur Verfügung (WinRhizo, RootSnap). Das Programm RootFly eine OpenSource Software, das von BIRCHFIELD & WELLS (2008-2011) an der University of Clemson, USA entwickelt wurde. Diese Programme messen die Wurzellänge, Fläche, Volumen und den Durchmesser und ermöglichen zu dem die Analyse von Zeitreihen für Wachstumsuntersuchungen. Allerdings erfolgt die Identifizierung der Wurzeln durch den Auswerter. Um Vergleiche bezüglich eines beliebigen Parameters durchzuführen, muss dabei der Stichprobenumfang auf die Spannweite der zu untersuchenden Variablen angepasst werden, was allerdings mit einer größeren Bildmenge verbunden ist und somit einer zeit- und personalintensiven Auswertung verbunden ist. Allein bei einem Versuchsansatz mit 56 Minirhizotrone mussten in einem praktischen Versuch mit Endoskopen rund 26.000 Bilder manuell ausgewertet werden (VESTE *et al.* 2005). Dieser hohe zeitliche Einsatz von Personal verhindert allerdings eine entsprechend notwendig umfangreiche Beprobung. Eine bessere Effizienz bei der Bilderfassung und –auswertung ließe sich mit Hilfe von automatischen Verfahren realisieren. So wurden verschiedene Ansätze zur einer automatischen Identifizierung der von Wurzeln entwickelt, um die Auswertung der Bilder zu beschleunigen (RICHNER *et al.* 2001, ZENG *et al.* 2006, VESTE 2010). Farbinformation können nur bei dunklen Hintergründen (**Bild 5**) für die Detektion angewendet werden, haben aber bei sandigen Böden (**Bild 3**) große Probleme mit einer korrekten Identifikation der Wurzeln, so dass das von JANKOWSKI *et al.* (1995) entwickelte Verfahren einen konturorientierter Ansatz verfolgt. Ein optimiertes Verfahren für die automatische Wurzeldetektion, bei dem eine regionen- und konturbasierten Ansatz kombiniert wurde, wurde entwickelt und erfolgreich an Testbildern validiert (ERZ *et al.* 2005). Die relativen Fehler betragen -8,8% bis +7,3% bezogen auf die Wurzeloberfläche. Nur in einem Fall, einer sich zersetzenden Wurzel, wurde die Fläche um 30,8% überschätzt.



Bild 5: Wurzelspitze einer Buche (*Fagus sylvatica* L.) aufgenommen mit einem Storz-Endoskop und einer CCD-Kamera (Kappa CF 11/2)

5 Ausblick

Die Weiterentwicklung der automatischen Erfassung des unterirdischen Wurzelwachstums würde neue Anwendungsbereiche im Langzeit-Monitoring ermöglichen, die bisher aufgrund der bisherigen Technik nur mit Einschränkungen möglich sind.

6 Danksagung

Dank an Werner B. Herppich (ATB Potsdam-Bornim, Institut für Technik im Gartenbau) und Alon Ben-Gal (ARO Gilat Center, Israel) für die Unterstützung bei den Minirhizotron-Versuchen und Gerhard Kast (UP GmbH, Cottbus) und H.-P. Schäfer (Schäfer GmbH Industrielle Mess- u. Videotechnik, Braunschweig) für die Kooperation zur Weiterentwicklung der automatischen Bilderfassung.

Literaturverzeichnis

- ANDRÉN O., ELMQUIST H., HANSSON A.C. (1996):** Recording, processing and analysis of grass root images from rhizotron. *Plant and Soil* 185(2): 259-264
- DANNOURA M., KOMINAMI Y., MAKITA N., OGUMA H. (2008):** The of an optical scanner method for observation of plant root dynamics. *Plant Root* 2: 14-18
- FERGUSION J.C., SMUCKER A.J.M. (1989):** Modifications of the minirhizotron video camera system for measuring spatial and temporal root dynamics
- ERZ G., VESTE M., ANLAUF H., BRECKLE S.-W., POSCH S. (2005):** A region and contour based technique for automatic detection of roots of tomatoes in minirhizotron images. *Applied Botany and Food Quality* 79: 83-88
- HEDENRUD A. (2009):** Fine root dynamics in a drained organic spruce forest in South-Western Sweden. Magisterexam. Institutionen för växt- och miljövetenskaper Göteborgs universitet, Göteborg, Sweden. http://www.ipd.gu.se/digitalAssets/1301/1301928_Anna_Hedenrud.pdf (20. Mai 2012)
- JANKOWSKI M., BRECKLE S.-W., SAGERER G., POSCH S., VESTE M. (1995):** Automatische Detektion von Wurzelsystemen in Minirhizotron-Bildern. In: SAGERER G., POSCH S., KUMMERT F. (Hrsg.): *Mustererkennung 1995* in „Informatik aktuell“, Springer, Berlin, Heidelberg, New York, pp. 176-185
- LARCHER W. (2003):** *Physiological Plant Ecology. Ecophysiology and stress physiology of functional groups*, 4th ed., Springer, Berlin, 513 pp
- MANCUSO S. (ed.) (2012):** *Measuring roots - an updated approach*. Springer, Heidelberg, Berlin, New York
- MAJDI H., PERSSON H. (2007):** A study on fine-root dynamics in response to nutrient applications in a Norway spruce stand using the minirhizotron technique. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science* 158: 429-433
- RICHNER W., LIEDGENS M., BÜRGI H. SOLDATI A., STAMP P. (2000):** Root image analysis and interpretation. In: SMIT A.L., BENGOUGH A.G., VAN NOORDWIJK M., PELERGRIN S., VAN DE GEIJN S.C.(eds.) *Root methods – a Handbook*. Springer Publisher, Stuttgart, Berlin, New York, 305 – 341

- SMIT A.L., GROENWOLD J., VOS J. (1994):** The wageningen Rhizolab - a facility to study soil-root-shoot-atmosphere interactions in crops. II. Methods of root observations. *Plant and Soil* 161: 289-298
- SMIT A.L., BENGOUGH A.G., VAN NOORDWIJK M., PELERGRIN S., VAN DE GEIJN S.C. (eds.) (2000):** Root methods – a Handbook. Springer Publisher, Stuttgart, Berlin, New York
- STEINKE W., VON WILLERT D.J., AUSTENFELD F.A. (1996):** Root dynamics in a salt marsh over three consecutive years. *Plant and Soil* 195: 265-269
- VESTE M. (2010):** Anwendung automatischer Verfahren zur Erfassung von Wurzeln in Minirhizotron-Bildern. In: 16. Workshop Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft - Computerized Image Analysis in Agriculture 04.05.2010, Braunschweig, Bornimer Agrartechnische Berichte 73, pp. 72-78
- VESTE M., KÖNIG C., MINNICH M. (2005):** Anwendung der Minirhizotron-Technik zur Untersuchung der Wurzeldynamik von Tomaten bei unterschiedlicher Bewässerung. In: VESTE M., WUCHERER W., HOMEIER J. (Hrsg.): Ökologische Forschung im globalen Kontext, Cuvillier Verlag, Göttingen, pp. 55-69
- VESTE M., MÜLLER W., BOLTE A., SCHÄFER H.-P., KAST G. (2010):** A novel automatic minirhizotron system for root research. *Verhandlungen der Gesellschaft für Ökologie* 40, p. 433
- WASEL Y., ESHEL A., KAFKAFI U. (2002):** Plant Roots – The Hidden Half. 3rd edition, M. Dekker, Inc. New York
- ZENG G., BIRCHFIELD S.T., WELLS C.E. (2006):** Detecting and measuring fine roots in minirhizotron images using matched filtering and local entropy thresholding. *Machine Vision and Applications* 17 (4): 265-278

Software

RootFly Version 2.02. <http://www.ces.clemson.edu/~stb/rootfly/>

Neue Methode bei der Messung von Reflektion und Transmission zur Identifikation von Blattkrankheiten

Sergej Bergsträsser*, Simone Schmittgen, Fabio Fiorani, Marcus Jansen, Francisco Pinto, Uwe Rascher, Hanno Scharr, Ulrich Schurr

Institut für Bio- und Geowissenschaften, IBG-2: Pflanzenwissenschaften, Forschungszentrum Jülich GmbH, Leo-Brandt-Str, 52425 Jülich, Deutschland

**Tel. +49-(0)2661-61 4592, Fax. +49-(0)2661-61 2492*

Email: s.bergstraesser@fz-juelich.de

Zusammenfassung: Die Verfahren der Fernerkundung werden seit vielen Jahren erfolgreich für die nicht invasive Abschätzung von physiologischen und chemischen Eigenschaften der Pflanzen eingesetzt. Um physiologischen Zustand einer Pflanze zu beschreiben, wurden unterschiedliche Methoden und Vorrichtungen für die Bestimmung von z.B. Chlorophyll-, Carotenoiden- oder Wassergehalt entwickelt. Einige davon benutzen die Reflektions- oder Transmissionspektren der Blätter und nur wenige kombinieren die beiden Informationen. Die meisten dieser spektroskopischen Verfahren, verwenden Punktsensoren und liefern keine räumlichen Informationen, die für die Detektion von Blattkrankheiten essentiell ist. Außerdem wird bei der Messung von vollständiger spektraler Information (Reflektion und Transmission) an einem Punkt auf einem Blatt entweder der Sensor oder die Lichtquelle anders positioniert. Diese Methoden können wegen dem Mangel an räumlicher Auflösung nur begrenzt bei der Detektion von Blattkrankheiten eingesetzt werden. Wir haben eine neue Vorrichtung entwickelt, die es uns erlaubt sowohl die Reflektion, als auch die Transmission einzelner Blätter zeitgleich unter den gleichen Lichtverhältnissen und mit einer hohen räumlichen Auflösung zu messen. Hiermit können wir für jedes Bildpixel die Absorptionseigenschaften mit voller spektraler Auflösung berechnen. Dies kann für die Verbesserung bei der Identifikation und Quantifizierung von Blattkrankheiten eingesetzt werden.

Deskriptoren: Hyperspektrale Messungen; Blattkrankheiten; Spektrale Information; Absorption; *Cercospora beticola*

Abstract: *Remote sensing has been widely used for many years to estimate physical and chemical properties of plant in a non-invasive way. Different methods and devices have been developed in order to estimate e.g. chlorophyll, carotenoid or water content and describe the physiological state of the plant. Whilst most of methods are based in the reflectance or transmittance of vegetation, just few of them combine both of them. However, most of this methods fail when a leaf disease is tried to be detected based in spectral properties due to the lack of spatial information. Besides, to obtain full spectral information (reflection and transmission) from a single point on a leaf, either the position of the sensor or the position of the light source has to be changed. With our novel de-*

vice is it possible to measure both (reflection and transmission) with a high spatial resolution without changing the position of the light source. In this way we can calculate the absorbance in full spectral resolution. This can be used to improve the identification and quantification of leaf disease.

Keyword: *hyperspectral measurements; leaf diseases; spectral information; absorbance; Cercospora beticola*

1 Einführung

Blattkrankheiten können bei unterschiedlichen Nutzpflanzen zum hohen Ertragsverlust führen. Zum Beispiel kann eine *Cercospora beticola* Infektion die Qualität und den Ertrag bei Zuckerrüben erheblich beeinträchtigen (SHANE & TENG 1992). Um den Ertrag zu sichern, gibt es die Möglichkeit, die erkrankten Pflanzen mit Pestiziden zu behandeln, was der Umwelt schaden kann und auch mit hohen Kosten verbunden ist. Eine Alternative ist es, die resistenten Sorten in Umlauf zu bringen und damit den Schaden zu minimieren. Bei einem Züchtungsprozess ist man zurzeit auf Bonitiere angewiesen, die weniger anfällige Sorten durch mehrmalige Bewertung anhand der unterschiedlichen Boniturskalen (vgl. (SHANE & TENG 1992), (ROSSI & BATTILANI 1989)), KWS SAAT AG Skalierung, ausselektieren. Das hat den Nachteil, dass die Qualität der Selektion immer von der subjektiven Einschätzung der bonitierenden Person abhängt. Weitere Möglichkeiten den Befall zu quantifizieren bieten bildgebende Verfahren. Es gibt Methoden, die digitale RGB, multispektrale oder hyperspektrale vgl. (MAHLEIN *et al.* 2010) (RUMPF *et al.* 2010) Bilder für diesen Zweck nutzen (BOCK *et al.* 2010). Bei anderen Verfahren nutzt man hyperspektrale Punktmessungen an den einzelnen Blättern oder Kronenmessungen, um über die spektrale Signatur die Blattkrankheiten zu identifizieren. Hier fehlt aber die nötige räumliche Auflösung, welche genauere Informationen für die Quantifizierung liefert. Die Anzahl der Pixel, die gemischte Informationen enthalten, wird durch die niedrige räumliche Auflösung erhöht (MAHLEIN *et al.* 2012). Dies beeinflusst die Genauigkeit bei der Detektion von Pathogenen.

Unsere Arbeit ist darauf ausgelegt, die Auswahl der resistenten Sorten bei einem Züchtungsprozess durch automatisierte, quantitative Bewertung mit einem multispektralen Sensor zu optimieren. In dieser Präsentation möchten wir erste Ergebnisse vorstellen, welche auf der neuer bildgebenden Methode basieren, mit der die gleichzeitige Messung von Reflektion und Transmission an lebenden Pflanzenblättern durchgeführt wird. Unsere Daten zeigen, dass die Verwendung von räumlich aufgelösten Absorptionsspektren eine Verbesserung bei der Detektion von *Cercospora* Blattfleckenkrankheit mit sich bringen kann. Bei der Verwendung der Wellenlängenbereiche, die signifikante Unterschiede zwischen gesundem und infiziertem Gewebe aufweisen, kann für Pathogene spezifische Blattkrankheitsdetektionsindices entwickelt werden. Damit können Datenmengen und Rechenzeiten erheblich reduziert werden, was den Selektionsprozess von resistenten Sorten beschleunigen würde.

2 Methoden

Pflanzenmaterial

Die Samen einer anfälligen Zuckerrübensorte (KWS SAAT AG) wurden in einem Gewächshaus bei einer Temperatur von 22/20°C (Tag/Nacht) in quadratischen Plastiktöpfen 8x8 cm zu Pflanzen aufgezogen. Als Bodensubstrat haben wir die Erde E78 verwendet. Die Zuckerrübenkeimlinge sind bei einer natürlichen Tagesbeleuchtung im Mai aufgewachsen.

Aufzucht und Inokulation des Pathogens

Für die Inokulation der Pflanzen wurde das *Cercospora beticola* Isolat „Ahlburg“ (KWS SAAT AG) verwendet. Das Isolat wurde zunächst auf mehrere Petrischalen mit Agar verteilt und vermehrt. Anschließend sind die Sporen abgeerntet worden und die Zuckerrübenkeimlinge konnten sieben Wochen nach der Keimung (mit ausgeprägten Blättern) damit inokuliert werden. Inokulierte Pflanzen waren sofort nach der Inokulation in einer Klimakammer mit den Temperaturen von 28/25°C (Tag/Nacht), 16 Stunden Beleuchtung (ab dem zweiten Tag) und einer relativen Luftfeuchtigkeit von 100% untergebracht. Nachdem die ersten Symptome auf den Blättern erkennbar waren, wurden die Pflanzen wieder ins Gewächshaus (mit denselben Bedingungen, wie vor der Inokulation) zurückgebracht.

Technisches Aufbau und hyperspektrale Aufnahmesysteme

Um die Absorption (α) zur Identifizierung des *Cercospora* Befalls auf den Pflanzen zu berechnen, werden mit der neu entwickelten Vorrichtung hyperspektrale Bilder der Reflexion (ρ) und Transmission (τ) aufgenommen. Für diese Messungen werden hyperspektrale Kameras PS V10E (mit einer nominalen spektralen Auflösung von 2,8 nm und dem Wellenlängenabdeckungsbereich von 400 nm bis 1000 nm) und SWIR (mit einer nominalen spektralen Auflösung von 10 nm und dem Wellenlängenabdeckungsbereich von 970 nm bis 2500 nm) verwendet. Beide Kameras werden von der Firma (Specim Ltd., Oulu, Finland) hergestellt. Für die Bedienung der Kameras und Bildaufnahme wurde die Software SpectralCube derselben Firma benutzt. Die beiden hyperspektralen Kameras sind Linienscanner. Sie sind auf einer Schiene in 50 cm Höhe befestigt und werden beim Scanprozess über der Vorrichtung automatisch bewegt, um ein hyperspektrales Bild zu erzeugen. Zur Beleuchtung der Blätter werden sechs 50 W Halogenlampen, umfasst in den selbstentwickelten Aluminiumreflektoren, verwendet. Die Vorrichtung ist so aufgebaut, dass durch eine spezielle Anordnung von Spiegeln und Beleuchtung, ein Reflektions- und Transmissionsabbild von den fixierten Blättern erzeugt wird, welches mit den hyperspektralen Kameras aufgezeichnet werden kann.

Bildbearbeitung

Für die Bildbearbeitung wird die Software ENVI 4.8 und IDL 7.0 verwendet. Das hyperspektrale Bild ist nach einer Subtraktion von Dunkelmessung in ein Reflektions- und Transmissionsbild geteilt worden. Die beiden Bilder sind durch die tatsächlich auf die Blätter auftreffende Strahlung dividiert, um ein Reflektions- und Transmissionsgrad zu erhalten. Mit der Formel $1-\rho-\tau=\alpha$, wobei ρ Reflektion und τ Transmission ist, wurde ein Absorptionsgrad α für jede Wellenlänge berechnet. Dieser wird als Basis für die Entwicklung von neuen spezifischen Indices für die Detektion von *Cercospora* Blattfleckenkrankheit benutzt. Anhand der erzeugten Bilder sind die infizierten und gesunden Stellen auf den Blättern manuell ausgewählt worden. Außerdem wurden diese ausselektierten Stellen mit individuellen spektralen Signaturen für die Durchführung eines statistischen T-Test benutzt, um die Wellenlängen mit signifikanten Unterschieden zwischen krank und gesund zu bestimmen. Für diese Stellen sind die Mittelwerte der Spektren berechnet worden.

3 Vorläufige Ergebnisse

Eine statistische Analyse der Daten (t-Test) hat ergeben, dass die signifikanten Unterschiede zwischen gesundem und krankem Gewebe bei den Reflektionsspektren (**Bild 1**) im Wellenlängenbereichen von 408 nm bis 515 nm, 581 nm bis 706 nm, 1382 nm bis 1626 nm und 1732 nm bis 2500 nm liegen.

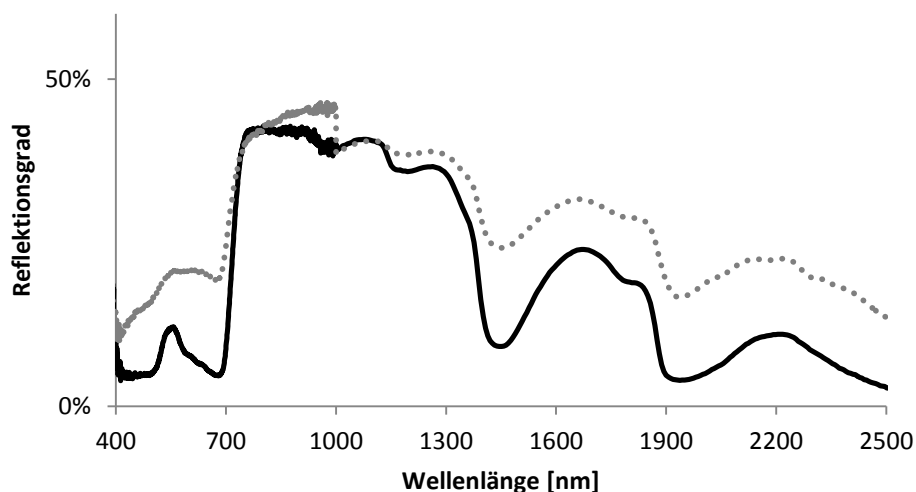


Bild 1: Mittelwerte der Spektren ($n=12$) des relativen Reflektionsgrades von gesundem (schwarze durchgehende Linie) und befallenem (graue punktierte Linie) Blattgewebe bei Zuckerrübe

Signifikante Unterschiede bei der Transmissionsspektren (**Bild 2**) im infizierten und nicht infizierten Gewebe sind in den Wellenlängenbereichen 487 nm bis 497 nm,

683 nm bis 693 nm, 738 nm bis 788 nm, 1000 nm bis 1131 nm, 1394 nm bis 1551 nm und 1850 nm bis 2500 nm festgestellt worden.

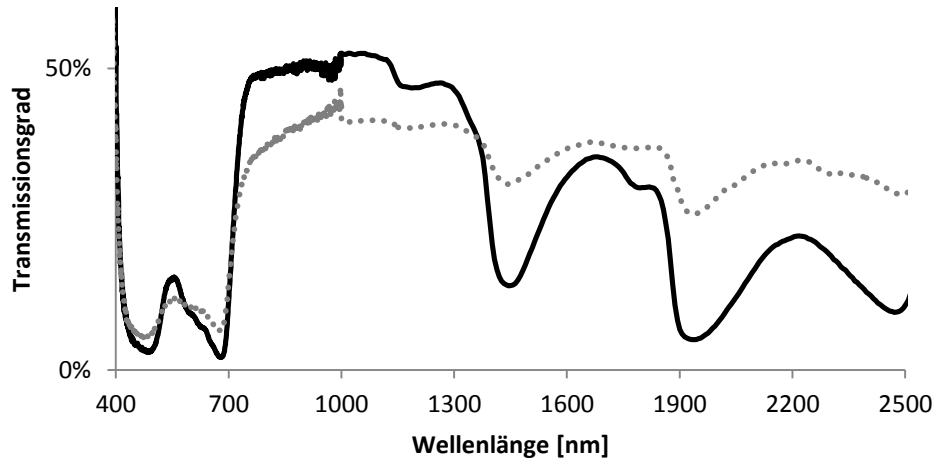


Bild 2: Mittelwerte der Spektren ($n=12$) des relativen Transmissionsgrades von gesundem (schwarze durchgehende Linie) und befallenem (graue punktierte Linie) Blattgewebe bei Zuckerrübe

Bei den Absorptionsspektren (**Bild 3**) von befallenen und nicht befallenen Gewebe unterscheiden sich die Wellenlängenbereiche 440 nm bis 514 nm, 601 nm bis 702 nm, 739 nm bis 990 nm, 1388 nm bis 1563 nm und 1831 nm bis 2500 nm signifikant.

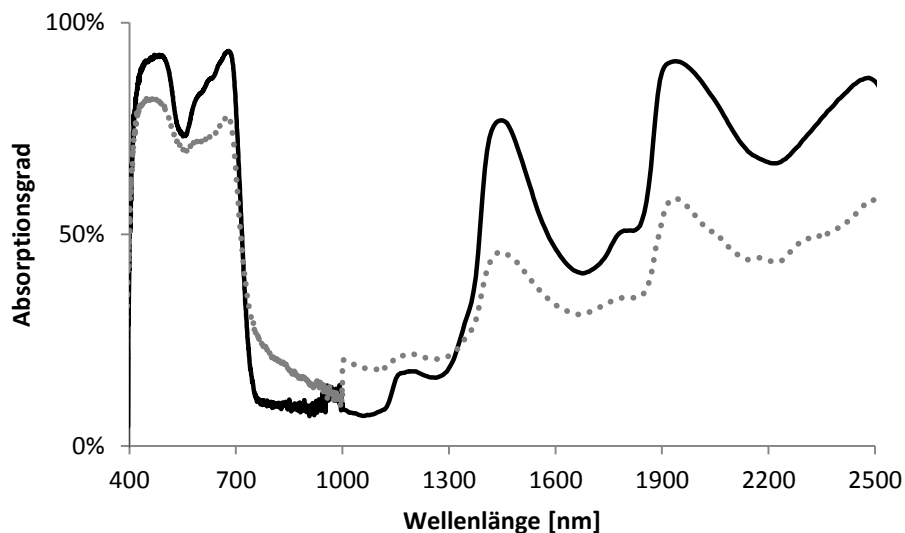


Bild 3: Mittelwerte der Spektren ($n=12$) des relativen Absorptionsgrades von gesundem (schwarze durchgehende Linie) und befallenem (graue punktierte Linie) Blattgewebe bei Zuckerrübe

Die Kombination von hoch signifikant unterscheidbaren Wellenlängen bei der Absorption verbessert den Kontrast im Vergleich zu einem RGB Bild (**Bild 4**)



Bild 4: Ein RGB Bild der Reflektion (links) und ein Falschfarbenbild (R 425 nm, G 653 nm, B 750 nm) der Absorption (rechts) der Zuckerrübenblätter mit typischen Symptomen von *Cercospora* Blattfleckenkrankheit

4 Diskussion

Die Reflektions- oder Transmissionsmessungen allein können den zur Verfügung stehenden spektralen Informationsgehalt nicht völlig ausschöpfen. Andere Verfahren, die Beides für die Datenauswertung benutzen, sind durch die räumliche Auflösung beschränkt. Bis jetzt ist uns kein Verfahren bekannt, mit dem es möglich ist, ein räumlich hoch aufgelöstes Hyperspektralbild (unter Berücksichtigung von Reflektions- und Transmissionswerten) von Absorption zu erzeugen. Bildaufnahmen mit kompletter spektraler Information (Reflektion und Transmission) können uns wichtige Hinweise über den Pflanzenzustand liefern, ohne die Pflanzen zu zerstören. Wir sind zurzeit dabei, die Vorrichtung und das Verfahren weiter zu optimieren. Der störende Streulichteinfluss soll dabei minimiert werden. Unser Ziel ist es, anhand der gewonnenen Daten ein Sensorsystem zu konstruieren, das die automatisierte Selektion der resistenten Pflanzensorten durch die objektive Befallsquantifizierung erlaubt.

Wir erwarten, dass diese Methode ein vielversprechendes Mittel ist, um den durch ein Pathogen verursachten Schaden genauer zu quantifizieren oder die Interaktionen zwischen dem Pathogen und der Pflanze nicht-invasiv zu untersuchen. Weitere Anwendungsmöglichkeiten wären z.B. eine qualitative Bestimmung von dem Chlorophyll-, Carotinoiden oder Wassergehalt in den Pflanzenblättern.

Literaturverzeichnis

- BOCK C.H., POOLE G.H., PARKER P.E., GOTTWALD T.R. (2010):** Plant Disease Severity Estimated Visually, by Digital Photography and Image Analysis, and by Hyperspectral Imaging. *Critical Reviews in Plant Sciences*, 29(2), 59-107. doi: 10.1080/07352681003617285
- MAHLEIN A.K., STEINER U., DEHNE H.W., OERKE E.C. (2010):** Spectral signatures of sugar beet leaves for the detection and differentiation of diseases. *Precision Agriculture*, 11(4), 413-431. doi: 10.1007/s11119-010-9180-7
- MAHLEIN A.K., STEINER U., HILLNHUTTER C., DEHNE H.W., OERKE E.C. (2012):** Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases. *Plant Methods*, 8. doi: 10.1186/1746-4811-8-3
- ROSSI V., BATTILANI P. (1989):** Assessment of intensity of cercospora disease on sugarbeet 1. *Journal of Phytopathology-Phytopathologische Zeitschrift*, 124(1-4), 63-66
- RUMPF T., ROMER C., PLUMER L., MAHLEIN A.K., IEEE. (2010):** Optimal wavelengths for an early identification of cercospora beticola with support vector machines based on hyperspectral reflection data. New York: IEEE
- SHANE W.W., TENG P.S. (1992):** Impact of cercospora leaf-spot on root weight, sugar yield, and purity of beta-vulgaris. *Plant Disease*, 76(8), 812-820

Hardware components of a multicopter based plant imaging system

Maryam Fadami, Julio Pastrana, Thomas Rath

*Leibniz Universität Hannover, Institute of Biological Production Systems, Biosystems and Horticultural Engineering Section, Herrenhäuser Str. 2, 30419 Hannover, Germany,
Email: rath@bgt.uni-hannover.de*

Zusammenfassung: Der Artikel beschreibt ein entwickeltes Quadrocopter-System zur autonomen Bilderfassung von Pflanzenbeständen. Das System besteht aus einem „low-cost“ Quadrocopter (Arducopter), der mit verschiedenen Sensoren ausgerüstet wurde: im Einzelnen ein GPS-, Gyro und Sonar-System. Der Datenaustausch mit einer Basisstation am Boden erfolgt über ein Telemetrie-Modul via Wifi. Zur Realisierung einer direkten Bildaufnahme und -verarbeitung wurde auf dem Quadrocopter ein Leichtgewicht-Rechner (Beagleboard) implementiert, der mit Hilfe einer Leichtgewicht-WebCam (Widows HD3000) Pflanzenaufnahmen ermöglicht (Datentransfer via Wlan). Zurzeit werden Funktionstests und Präzisionsanalysen mit dem System in einem eingerichteten Teststand im Gewächshaus durchgeführt. Hierbei erfolgt die Ortung des Quadrocopters mit IR-Kameras (Wii) und IR-LEDs, die auf den Seitenarmen des Fluggerätes installiert wurden.

Abstract: *The article describes an open source autonomous aerial vehicle for image processing in plant canopy. It consists of a low cost quadrocopter (Arducopter) with different sensors like gyro, sonar or GPS. The connection of the system with a ground station (PC) is designed by a telemetric kit (Ardupilot) via Wifi. To capture the pictures a web-camera (Windows HD3000) is mounted on the quadrocopter. A beagleboard open source computer on the aerial vehicle*

controls the camera and transfers the data to the ground station via Wlan. For controlling and testing the system, a flight test stand was developed in a greenhouse. The position detection of the quadrocopter is done by some wii-cameras and IR-LEDs on the copter. Investigations about the accuracy of the flight and other copter functions were actually done.

Keyword: *Image processing, Plant production, Drone, Hardware*

1 Introduction and background

Agriculture is a domain which have remarkable developments in mechanization. Every day there is a new mechanical device on the market that allows the execution of functions like harvesting, irrigation or plant cultivation to be performed in an easier

manner. Naturally, the use of robotic systems that carry out tedious and repetitive tasks to increase the production is becoming more common as the technology evolves. Aerial robots or multicopters, which until now were mostly used for surveillance purposes (e.g. military, police and fire departments), are also finding their way into the area of plant production. Multicopters are aircrafts with more than two rotors (normally 4, 6 and 8 propellers) that have excellent flight stability and steering capabilities, which make them specially suitable to perform diverse tasks in the field of agricultural engineering, such is the case of weed mapping, weed control or crop inspection.

2 Objectives

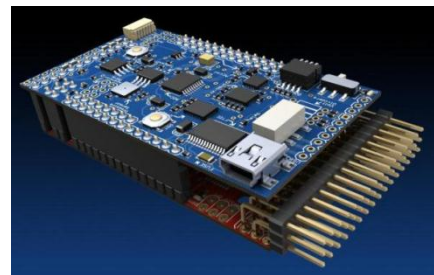
The objective of the project is to design an open source autonomous aerial vehicle with advanced path planning to perform aerial photography in plant science. Additionally, the system will count with the support of a ground station that will help performing image processing, localization and motion planning tasks. In the first phase, the focus should be laid on the detection and monitoring of vegetable canopies inside greenhouses and open field situations.

3 Material and methods

The selected platform to create the unmanned aerial vehicle (UAV) was a 4 rotor Arducopter, see **Fig. 1a**. This device is capable of flying in two different modes: manual (remote control) and autonomous flight (path-way-points using GPS mission planning).



(a)



(b)

Figure 1: (a) Arducopter - quadcopter platform (b) Ardupilot mega (image from THE ARDUOPTER PROJECT (2012))

An essential part of the UAV is the system that performs the flight control, in this case, the Ardupilot Mega was selected, see **Fig. 1b**. This device is a fully programmable autopilot that handles both stabilization and steering. Naturally, it is equipped with *multiple sensors that permit data acquisition, for example: GPS, gyro, magnetometer and sonar* (see **Fig. 2**). The hardware and software are all open source.

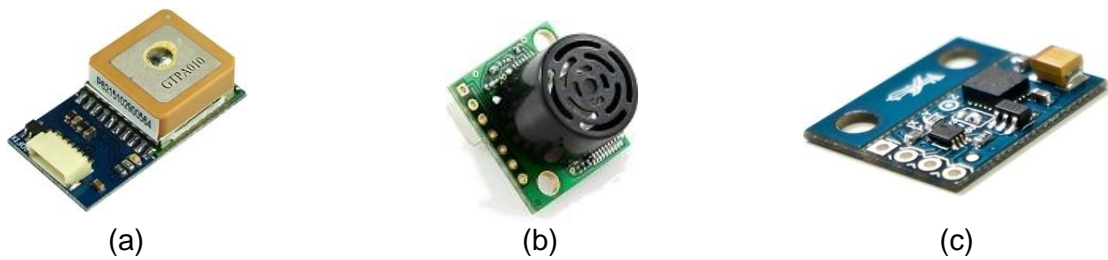


Figure 2: Example of sensors that are mounted on the frame of the multicopter: (a) GPS, (b) Sonar, (c) Magnetometer. (Images from THE ARDUICOPTER PROJECT (2012))

Remote measurements or telemetry is very important when one is working with an UAV. Data transfer mechanisms allow to monitor the flight status and to upload new mission commands. **Figure 3** shows the modules that take care of the information exchange.



Figure 3: Telemetry modules Xbee Pro 2.4 GHz

A ground station is used to aid to the UAV to perform its different tasks, for example: to execute image processing and also to keep records of the information collected by the device. Additionally, a low weight open source computer (beagleboard) enables the system to be fully autonomous. The beagleboard THE BEAGLEBOARD PROJECT (2012) (see **Fig. 4**) handles tasks such as image processing and path planning. Due to its small size and low power consumption this small computer can be placed on the multicopter.



Figure 4: The beagleboard

Pictures of the canopies are taken using a high resolution video camera, see **Fig. 5**. It is placed at the bottom of the multicopter and sent information to the ground station for further analysis. It is worth noting that the system has a stop and go flight plan in order to decrease vibration effects in the images.

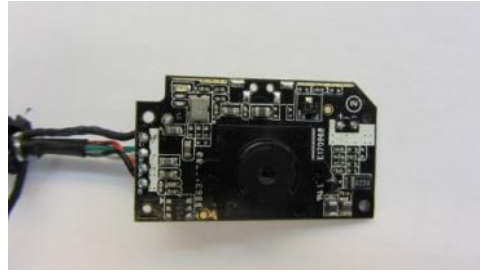


Figure 5: Microsoft HD 3000 - USB camera for capturing high definition video sequences

Fig. 6 presents a sketch of the communications between the hardware components. It shows that the exchange of information between the sensors, the telemetry boards, the ardupilot mega, the beagleboard, the camera and the ground station is carried out by WLAN- and WiFi-Systems.



Figure 6: Communication between the system components

4 Ongoing Work

Currently the system is being tested to perform flights in a safety manner using a carbon fiber frame and a rope that suspends the multicopter to avoid harmful crashes. Additionally, an indoor/greenhouse positioning system is being implemented using Wii-remote infrared cameras and infrared LEDs mounted on the multicopter (see **Fig. 7**).



Figure 7: Wii-Remote (IR-camera) and IR-LEDs

The general idea of the tracking system is depicted in **Fig. 8**. One can see that several IR-cameras are tracking the multicopter within a small experimental/flying area.

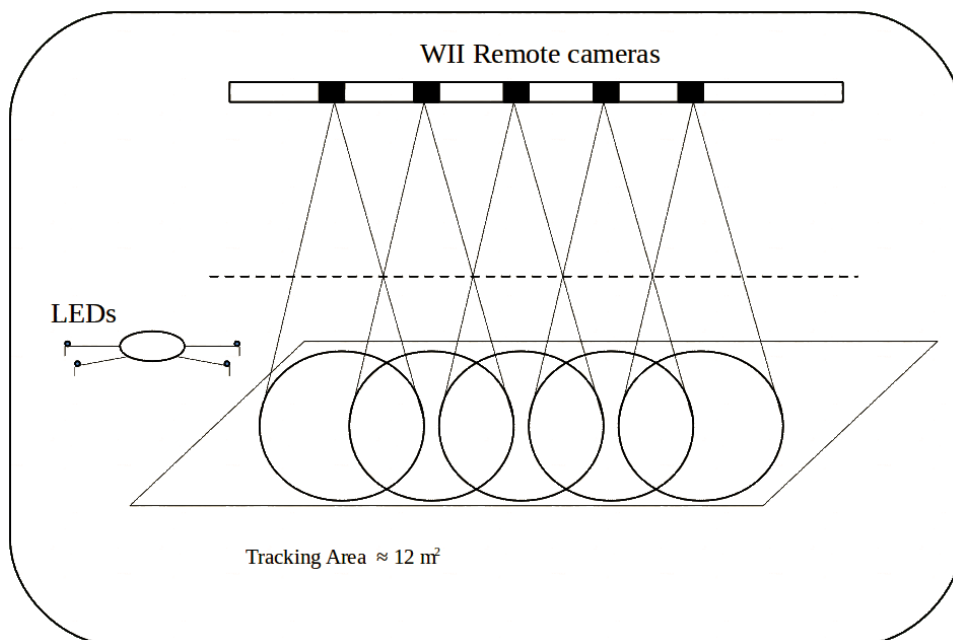


Figure 8: Indoor positioning system using IR-cameras of the Wii-Remote and IR-LEDs

References

THE ARDUOPTER PROJECT (2012): ArduCopter documentation. Retrieved on Jun/01/2012 from <http://code.google.com/p/arducopter/>.

THE BEAGLEBOARD PROJECT (2012): BeagleBoard hardware design and documentation. Retrieved on Jun/01/2012 from <http://beagleboard.org/hardware/design>.

Entwicklung und Aufbau eines Lasersystemprototyps auf Bildanalysebasis zur Unkrautbekämpfung

Development and design of a laser system prototype based on image analysis for weed control

Christian Marx^{1,2}, Julio C. Pastrana¹, Michael Hustedt², Stefan Kaierle², Jürgen Walter², Heinz Haferkamp², Thomas Rath¹

¹ Leibniz Universität Hannover, Institut für Biologische Produktionssysteme, Biosystem- und Gartenbau-technik, Herrenhäuser Str. 2, 30419 Hannover

² Laser Zentrum Hannover e.V., Abt. Werkstoff- und Prozesstechnik, Hollerithallee 8, 30419 Hannover
Email: marx@bgt.uni-hannover.de, pastrana@bgt.uni-hannover.de, m.hustedt@lzh.de, h.haferkamp@lzh.de, rath@bgt.uni-hannover.de

Zusammenfassung: Der Einsatz von Laserstrahlung kann ein selektiv und örtlich begrenzt wirkendes Verfahren zur Unkrautbekämpfung in Feldkulturen darstellen. Während die letale Wirksamkeit der thermisch wirkenden Strahlung auf diverse Unkräuter bereits belegt ist, ist die Automatisierung der Laserstrahl-Positionierung derzeit ungeklärt. Daher wurde ein entsprechendes Testsystem entwickelt. Auf der Basis von "Active-Shape-Modellen" wurden Zielpositionen (Meristeme) bei erkannten Unkrautpflanzen ermittelt. Mittels Stereo-Kameras wurde die Zielerfassung weiter verbessert, da auf diese Weise auch Höheninformationen berücksichtigt werden können. Die Zielposition im Bildausschnitt wurden an die Lasersteuerung übergeben. Nach umfassender Kalibration von Servomotoren wurde ein Laserstrahl auf die Unkrautpflanzen positioniert. Bis jetzt wurden in einem Gewächshausversuchsstand Zielgenauigkeiten von ca. $\pm 3,5$ mm erreicht. Durch spiralförmige Bahnführung des Laserstrahls an der Zielposition sowie Defokussierung konnten Unkräuter erfolgreich bekämpft werden. Zur Steigerung der Verfahrenseffizienz und der Anwendbarkeit ganz nah an Kulturpflanzen wird derzeit die Zielgenauigkeit durch hochpräzise Galvanometer verbessert.

Deskriptoren: Unkrautbekämpfung, Laserstrahlung, Zielerfassung, Strahlpositionierung

Abstract: *The use of laser radiation may represent a selective and localized processing method for controlling weeds in field crops. While the lethal effect of thermally active radiation on various weeds is already documented, the automation of any laser-beam positioning method is presently unsolved. Therefore, a corresponding prototypical test system was developed. Based on 'Active Shape Models', weeds were recognized and target positions (meristems) were determined. Stereo vision improved the determination as height information was taken into account. The target positions in the image section were passed to the laser control. After extensive calibration of the servo drives, the laser beam was positioned onto the weeds. In a greenhouse test stand, targeting accuracies of about ± 3.5 mm were achieved up to now. By spiral-path guiding at the target*

position and by defocused operation, the laser beam could successfully fight the weeds. To increase the method's efficiency and its applicability close to crops, the accuracy is currently improved by using high-resolution galvanometers.

Keywords: *Weed control, laser radiation, target acquisition, beam positioning*

1 Einleitung und Zielsetzung

Die Applikation von thermischer Energie kann wirksam zur Unkrautbekämpfung verwendet werden (ASTATKIE *et al.* 2007, RAFFAELLI *et al.* 2011). Neben Gasbrennern kann dazu auch eine Laserbestrahlung des Meristems (BAYRAMIAN *et al.* 1992, LANGNER *et al.* 2006, MATHIASSEN *et al.* 2006, WÖLTJEN *et al.* 2008) sowie das Laserschneiden von Unkrautstängeln (HEISEL *et al.* 2001, 2002) eingesetzt werden. Aufgrund der Einkopplung thermischer Energie (MARX *et al.* 2010, 2012a) bei direkter Bestrahlung des empfindlichen Meristems hängt der Erfolg der Unkrautbekämpfung maßgeblich von der verwendeten Laserleistung ab. Darüber hinaus kann die Schädigung als Funktion des Wuchshabitus, der Wuchsgröße, der Laserspotgröße und der Abweichung von der Laserstrahlzielposition (MARX *et al.* 2012b) modelliert werden. Daher sind direkte Treffer sehr wichtig, um sowohl mit minimalen letalen Energiedosen pro Pflanze als auch mit hohen Applikationsgenauigkeiten bestehende thermische Unkrautbekämpfungsverfahren zu übertreffen, die wiederum nicht im Nahbereich zu Kulturpflanzen anwendbar sind. Da nur grundlegende Ansätze zur Laserstrahlpositionierung existieren (CHRISTENSEN *et al.* 2003, NADIMI *et al.* 2009), ist es das Ziel dieser Arbeit, einen Lasersystem-Prototyp für die Untersuchung der Laserstrahlpositionierung, basierend auf hochgenauer Bildverarbeitung, zu entwickeln.

2 Material und Methoden

Eine automatisierte Unkrautbekämpfung mittels Lasersystemen ist nur dann effektiv möglich, wenn die erforderliche Laserenergie auf das sensible Meristem der Unkrautpflanzen fokussiert wird. Daher sind zunächst zwei Arbeitsschritte notwendig: Zielfindung und Zielanvisierung mit dem Laserstrahl.

2.1 Unkrauterkennerung und Zielerfassung

Es sind viele Algorithmen zur Unkrauterkennerung bekannt, aber in Situationen mit überlappenden Pflanzen scheint nur ein Verfahren einsetzbar, bei dem Unkräuter auch im Nahbereich von Kulturpflanzen detektiert werden. Die Entwicklung des hier betrachteten Algorithmus (basierend auf PASTRANA & RATH 2008) ist an der Leibniz Universität Hannover im Fachgebiet Biosystem- und Gartenbautechnik abgeschlossen worden (PASTRANA 2012). Der Algorithmus basiert auf der Erkennung von Ellipsen in Trainingsbildern von isolierten 2-, 3- und 4-blättrigen Jungpflanzen. Dabei werden die Ellipsen an

die statistisch abgesicherte „gemittelte Form“ der Unkrautpflanze angepasst (Active-Shape-Modelling, ASM). Jede Ellipse wird anschließend durch 5 Orientierungspunkte (Landmarks) charakterisiert. Dadurch ist die Position des Meristems definiert als der geometrische Mittelpunkt der am nächsten liegenden Landmarks aller erkannten Blätter (**Bild 1**). Der Algorithmus kann die Zielpositionen sowohl bei monokotylen als auch bei dikotylen Unkräutern festlegen.

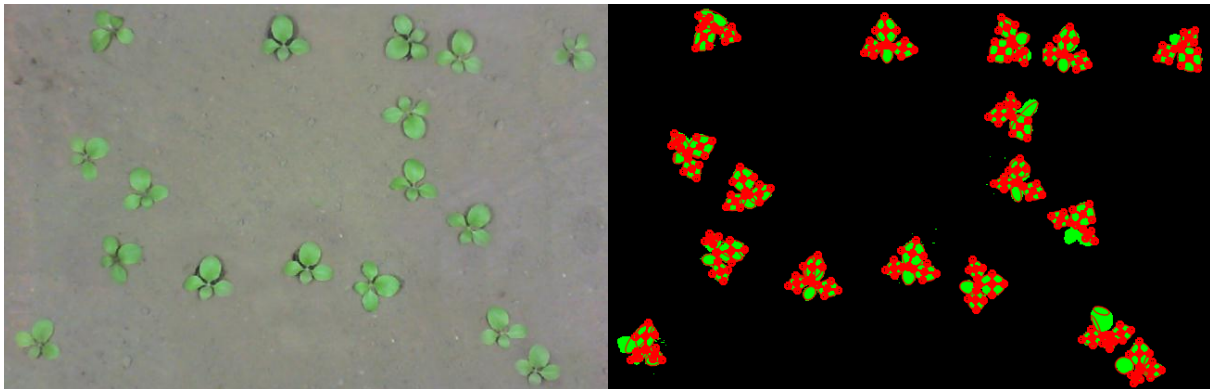
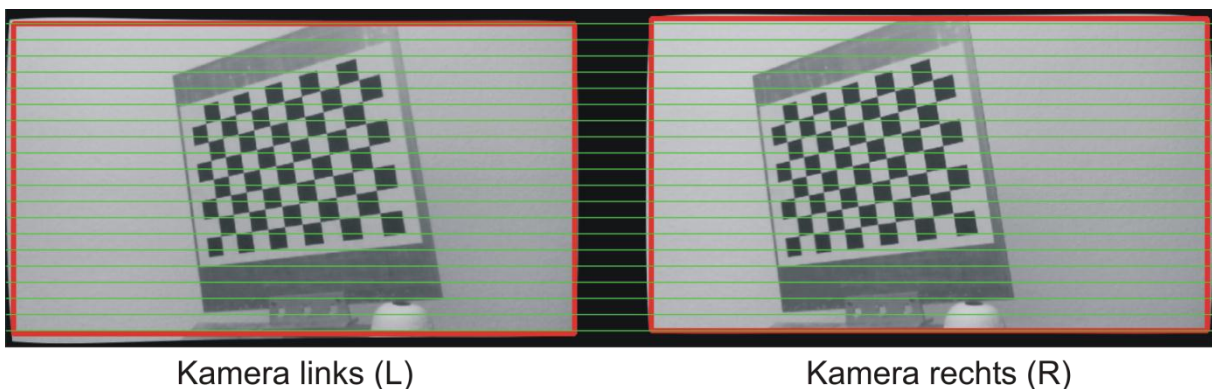


Bild 1: Bestimmung der Laserzielposition mittels ASMs am Beispiel von isolierten Jungpflanzen

Da sehr komplexe Unkrautsituationen vorstellbar sind, werden Verfahren zur Stereo-Bildverarbeitung eingesetzt, um die Zielbestimmung zu verbessern. Zur Kalibration mit einem Schachbrettmuster werden die Bilder der zwei dicht benachbarten Kameras (Microsoft LifeCam HD-3000) sphärisch entzerrt und miteinander verschränkt (**Bild 2**). Die abgeleitete Disparität zwischen den Bildern wird genutzt, um das Stereosehen des Systems zu kalibrieren.



Kamera links (L)

Kamera rechts (R)

Bild 2: Sphärische Entzerrung (rot umrandeter Bildausschnitt) und Bildverschränkung mit einem gebräuchlichen Schachbrettmuster

Mit der daraus abgeleiteten 3D-Information der erfassten Szene wird die Laserstrahlpositionierung korrigiert, wobei alle Unebenheiten der Bodenoberfläche sowie die Pflanzhöhen berücksichtigt werden.

2.2 Laserstrahlführung

Eine automatische Laserstrahlführung beeinflusst maßgeblich die Erfordernisse hinsichtlich der Lasersicherheit. Daher wird zunächst ein roter Laserpointer (SML650-01-D, Optlectra GmbH), der von zwei Servomotoren (HSR-5990TG, Hitec Inc.) geführt wird, in den Positionierungsversuchen eingesetzt. Da die Mobilität des Lasersystems von hoher Bedeutung ist, wird die Kommunikation mit dem Stereo-Kamerasystem und dem Servo Controller (Mini Maestro 12, Polulu Corp.) wie folgt realisiert. Der Steuerrechner ist via LAN und Router mit zwei Netbooks verbunden, an die wiederum die Kameras und der Servo Controller per USB angeschlossen sind. Ein Wechsel zu einer WLAN-Verbindung zwischen Router und Netbooks wird die Mobilität des Systems weiter erhöhen. In **Bild 3** ist der Lasersystem-Prototyp dargestellt.

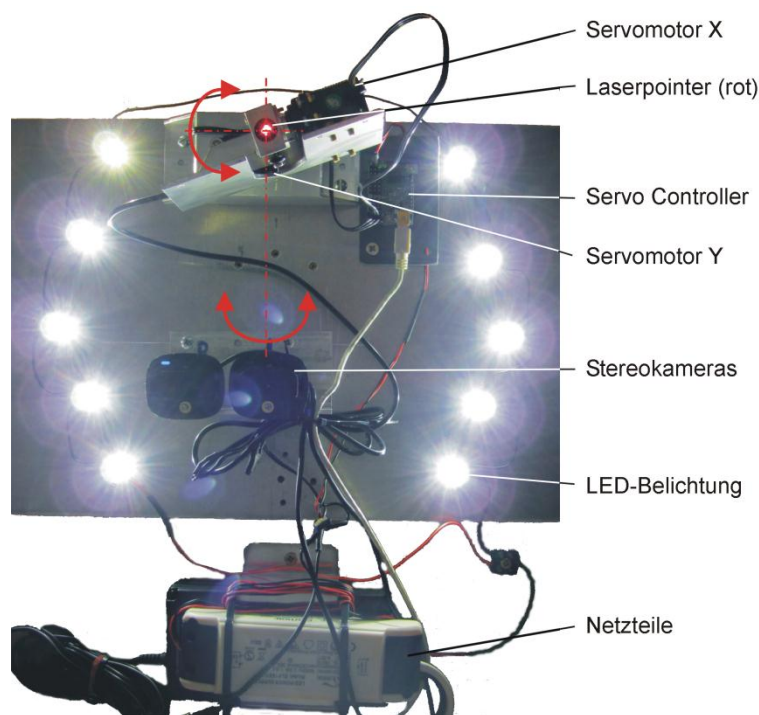


Bild 3: Lasersystem-Prototyp mit dem Stereo-Kamerasystem, den Servomotoren und einem ungefährlichen Laserpointer (Sicht vom Boden aus aufwärts)

Die Kalibrierung der Servomotor-Schrittbewegungen zum Sichtfeld des Kamerasystems wird mit einer bildverarbeitenden Detektion des roten Laserpunktes auf einer planen Oberfläche durchgeführt. Dabei werden mehr als 7800 Kombinationen von Servo-X und Servo-Y Positionen angefahren (**Bild 4**) und die Ansteuerwerte zusammen mit den detektierten Laserspotpositionen gespeichert. Somit korrespondiert jede beliebige Zielposition im Kamerasichtfeld, welche von der Bildverarbeitung erfasst wird (siehe Abschnitt 2.1), mit korrigierten Sollwerten für den Servomotor-Controller. Zielpositionen, die sich zwischen gemessenen Punkten (**Bild 4**) befinden, werden mittels Interpolation zwischen den vier nächstgelegenen Punkten ermittelt.

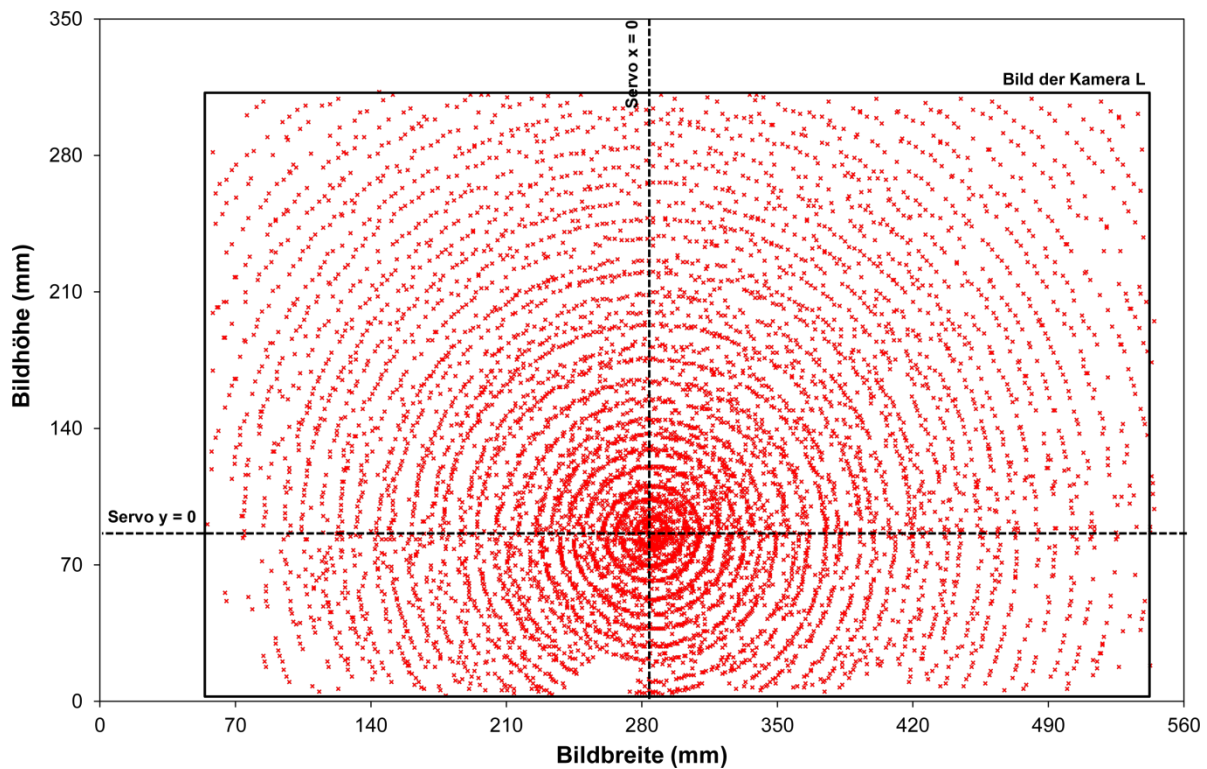


Bild 4: Erkannte Laserpointerspot-Positionen für die Kalibrierung der Servomotor-Ansteuerung im Sichtfeld der Kamera (bei [0,0] ist der Laserstrahl vertikal zur Bodenoberfläche)

Die Positionierung eines Hochleistungslasers (CO₂ Laser, 48-5 Synrad Inc.) wird ebenfalls untersucht. Dabei wird ein Galvanometer-Scanner (SH3-200C, Synrad Inc.) verwendet. Die Kommunikation mit den Bildverarbeitungsalgorithmen wird mittels C++ Routinen und der Verwendung von Peripheriegeräten (LabJack U12, Entrelec Messverstärker 0011 183 06) hergestellt. Somit kann ein 50 W Laserstrahl bei einer Geschwindigkeit von 380 mm s^{-1} (gemessen in der Brennweite $f = 200 \text{ mm}$) positioniert werden, wobei er auf unterschiedlichen Bahnen um die Zielkoordinaten herumgeführt werden kann (spiralförmig, rechteckig oder statisch), um eine optimale Energieeinkopplung in das Pflanzenmeristem zu ermöglichen. Da die Inkrementierung der Galvanometer-Motoren kleiner ist als bei den Servomotoren, ist die Positionierungsgenauigkeit höher.

3 Ergebnisse und Diskussion

Nachdem der Lasersystem-Prototyp unter Laborbedingungen getestet wurde, ist er in ein Gewächshaus transportiert worden. Eine Umhausung des Systems verhindert einerseits, dass Tageslicht die Bildverarbeitungsalgorithmen stört. Andererseits ist die Lasersicherheit gewährleistet, da gerichtete Laserstrahlen nicht in die Umgebung propagieren können. Das eingehauste System ist an einem Überfahr-Schienenwagen befestigt, der mittels Kettentrieb durch einen Asynchronmotor angetrieben wird. Der angeschlossene Frequenzumrichter wird durch die Software Global Drive Control (Lenze GmbH), einen LabJack U12, eine Relaiskarte (ME-UBRE, Meilhaus GmbH) sowie die

Software Profilab Expert v4 gesteuert. Das Gesamtsystem fährt mit einer Stop & Go-Bewegung über das Bodenbeet. Somit können Korrekturen bzgl. der Bewegung sowie während der Bewegung auftretende Vibrationen zunächst vernachlässigt werden. Jeder Bewegungsschritt versetzt das Lasersystem direkt über den sich anschließenden Bildabschnitt.

Die Positionierungsgenauigkeit wird mit 20 zufällig positionierten Unkrautpflanzen getestet. Die oben beschriebenen Bildverarbeitungsalgorithmen bestimmen die Zielpositionen. Die jeweils errechnete Transfermatrix für die Inkrementierung der Servomotoren wird für die Ansteuerung des Servo-Controllers verwendet. Jede Laserspotpositionierung wird mittels Bilderfassung dokumentiert. Die Abweichung zwischen den aktuellen Laserspotpositionen und der Position der Unkrautmeristeme wird ermittelt (**Bild 5**). Die Positionsabweichung beträgt demnach für den gesamten Bereich im Mittel $\pm 4,9$ mm, jedoch nur $\pm 2,4$ mm wenn das Bearbeitungsfeld auf $\varnothing 350$ mm begrenzt wird.

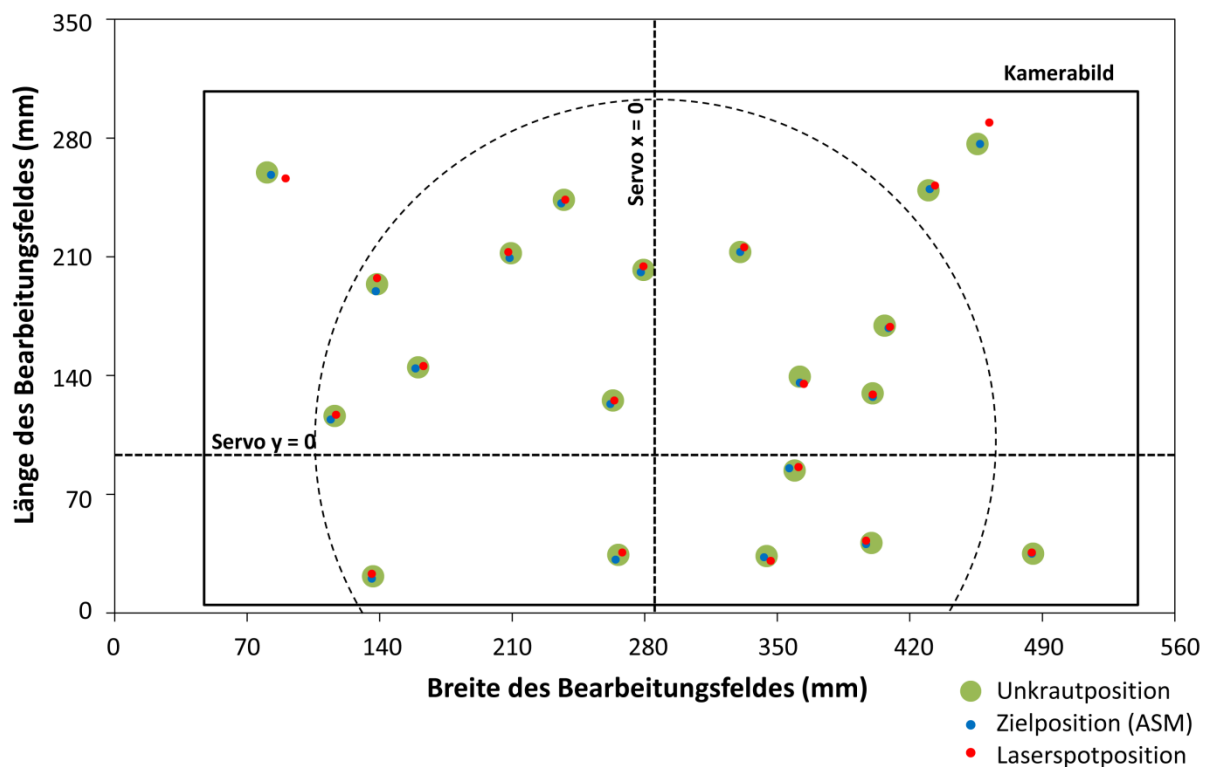


Bild 5: Ermittelte Positioniergenauigkeit anhand von 20 zufällig platzierten Unkrautpflanzen gegeben als Abweichungen zwischen den Laserspotpositionen und den ermittelten Zielpunkten

Die Verteilung der gemessenen Positionsabweichungen ist ungleichmäßig. Ein grundlegender Einflussfaktor ist der automatisierte Erkennungsalgorithmus. Bei der gegebenen Kameraauflösung (1 Pixel = 0,7 mm) beträgt die mittlere Abweichung $\pm 3,2$ Pixel (= 2,2 mm). Somit liegen alle Zielpunkte im Nahbereich der Meristempositionen. Die Laserspotpositionierungen weichen jedoch im Mittel um $\pm 3,6$ mm von diesen Zielpositionen ab. Am äußeren Rand des Bearbeitungsfeldes ist diese Abweichung besonders

hoch, da der Abstand vom Ausgangspunkt der Servomotor-Bewegungen [0,0] groß ist. Bei diesen Entfernungen rufen bedingt durch die geometrischen Gegebenheiten bereits kleine Servomotor-Rotationen große Positionsveränderungen hervor. Gute Laserpositionierungen in Bezug auf die Meristempositionen werden in einem Bereich von \varnothing 350 mm um [0,0] erreicht ($\pm 2,4$ mm). Eine Ursache für die Unregelmäßigkeit ist die begrenzte Winkelauflösung der verwendeten Servomotoren (jeweils $0,1^\circ$) in Kombination mit Positionsunsicherheiten an bestimmten Punkten gemäß der Servo-Kalibration (vgl. **Bild 4**). Letztlich summieren sich die Fehler in der Positionserkennung sowie der nachgeschalteten Laserpositionierung auf.

4 Schlussfolgerungen und Ausblick

Die Ergebnisse früherer Studien zeigen, dass mit einem Laserapplikations-Schädigungsmodell (siehe Abschnitt 1) die Unkrautbekämpfung mittels gezielter Laserstrahlung möglich ist. Dies gilt auch dann, wenn der Laserstrahl die Unkrautpflanze nur zum Teil trifft. Bei einer gegebenen Abweichung von $\pm 3,4$ mm (siehe Abschnitt 3) und einem verwendeten Laserstrahlspot mit einem Durchmesser von 6 mm steigt die erforderliche Laserenergie um den Faktor 2,3. Anders ausgedrückt muss jedes Prozent an Überdeckungsverlust durch eine Erhöhung der Laserenergie um 1,3 J kompensiert werden. Dies ist durch die Verwendung von Hochleistungslasern lösbar, um reproduzierbar letale Effekte bei den Unkrautpflanzen auch bei suboptimalen Positioniergenauigkeiten hervorzurufen.

Da die Abweichungen hauptsächlich auf der Genauigkeit des Strahlführungssystems beruhen, in diesem Fall besteht dieses aus den Servomotoren, kann der Einsatz anderer Aktoren, wie bspw. eines Galvanometers mit hochauflösenden 12bit Encodern, die Positionierung verbessern. Hinsichtlich der Bildverarbeitung werden zukünftig IR-TOF 3D-Kameras wie die ASUS Xtion Pro live oder die Microsoft Kinect verwendet, um die Unkrautwuchsform zu berücksichtigen und eine angepasste Bahnplanung für die Laserstrahlpositionierung zu ermöglichen. Somit werden Positionsabweichungen hinsichtlich des Bildaufnahmesystems aus der Draufsicht vernachlässigbar sein.

Danksagung

Die vorgestellten Arbeiten sind Teil des Forschungsprojektes „Untersuchungen zur Laserlichtwirkung auf der Basis von Bildverarbeitung auf juvenile Pflanzen zur Unkrautbekämpfung“, das durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft gefördert wird (DFG-Nr.: RA 790/5 und HE 5989/1).

Literaturverzeichnis

- ASTATKIE T., RIFAI M.N., HAVARD P., ADSETT J., LACKO-BARTOSOVA M., OTEPKA P. (2007):** Effectiveness of hot water, infrared and open flame thermal units for controlling weeds. *Biol. Agric. Hortic.* 25(1), 1-12
- BAYRAMIAN A., FAY P.K., DYER W.E. (1992):** Weed control using carbon dioxide lasers. *Proceedings of the Western Society of Weed Science* 45, 55-56
- CHRISTENSEN S., HEISEL T., SCHOU J. (2003):** Severing or damaging apparatus for unwanted plants comprises an optical recognition system that differentiates between different types of plants with a light generating source to expose the plant to electromagnetic radiation. AU 9948982-A, WO 200003589-A1, A01M 021/00
- HEISEL T., SCHOU J., CHRISTENSEN S., ANDREASEN C. (2001):** Cutting weeds with a CO₂ laser. *Weed Res.* 41(1), 19-29
- HEISEL T., SCHOU J., ANDREASEN C., CHRISTENSEN S. (2002):** Using laser to measure stem thickness and cut weed stems. *Weed Res.* 42(3), 242-248
- LANGNER H.R., EHLERT D., HEISIG M., KIRSTE A. (2006):** Thermische Wirkung von Laserstrahlung auf Pflanzen. *Landtechnik* 61(5), 252-253
- MARX C., RATH T., BARCIKOWSKI S. (2010):** Methodik zur Untersuchung von Laserlichtwirkung auf der Basis von Bildanalysen auf juvenile Pflanzen zur Unkrautregulierung. *Bornimer Agrartechnische Berichte* 73, 21-31
- MARX C., PASTRANA PÉREZ J.C., HUSTEDT M., BARCIKOWSKI S., HAFERKAMP H., RATH T. (2012a):** Investigations on the absorption and application of laser radiation for weed control. *Landtechnik* 67(2), 95-101
- MARX C., PASTRANA PÉREZ J.C., HUSTEDT M., BARCIKOWSKI S., HAFERKAMP H., RATH T. (2012b):** Selektive Unkrautbekämpfung mittels Lasertechnik. *Julius-Kühn-Archiv* 434(1), 215-222
- MATHIASSEN S.K., BAK T., CHRISTENSEN S., KUDSK P. (2006):** The effect of Laser Treatment as a Weed Control Method. *Biosystems Engineering* 95(4), 497-505
- NADIMI E.S., ANDERSSON K.J., JORGENSEN R.N., MAAGAARD J., MATHIASSEN S., CHRISTENSEN S. (2009):** Designing, modelling and controlling a novel autonomous laser weeding system. *7th World Congress on Computers in Agriculture and Natural Resources*, 299-303
- PASTRANA PÉREZ J.C., RATH T. (2008):** Vision based plant recognition under overlapping situations. *Bornimer Agrartechnische Berichte* 62, 16-23
- PASTRANA PÉREZ J.C. (2012):** Active Shape Models With Focus on Overlapping Problems Applied to Plant Detection and Soil Pore Analysis. PhD dissertation, Leibniz Universität Hannover
- RAFFAELLI M., FONTANELLI M., FRASCONI C., SORELLI F., GINANNI M., PERUZZI A. (2011):** Physical weed control in processing tomatoes in Central Italy. *Renewable agricult. & food systems* 26(2), 95-103
- WÖLTJEN C., HAFERKAMP H., RATH T., HERZOG D. (2008):** Plant growth depression by selective irradiation of the meristem with CO₂ and diode lasers. *Biosystems Engineering* 101(3), 316-324

Multiple Reflection Ultrasonic Sensor System for Morphological Plant Parameters

Multireflex Ultraschall Sensorsystem zur Messung morphologischer Pflanzencharakteristiken

Khalid Makeen¹, Simon Kerksen², Daniel Mentrup², Bengt Oelmann¹,
Arno Ruckelshausen³

¹ *The Department of Information Technology and Media (ITM), Mid Sweden University, Holmgatan 10, 85170 Sundsvall, Sweden*

² *iotec GmbH, Sedanstraße 26, 49076 Osnabrück, Germany*

³ *University of Applied Sciences Osnabrück / Competence Center of Applied Agricultural Engineering – COALA, Albrechtstr.30, 49076 Osnabrück, Germany
Email: a.ruckelshausen@hs-osnabrueck.de*

Zusammenfassung: Ein Standard-Industrie-Ultraschallsensor wird verwendet, um die Möglichkeit der Erfassung von Pflanzenabständen und Blattetagen zu messen. Für erste Messungen im Labor wurde der Sensor über einem Förderband befestigt. Während der Messung passierten künstliche Pflanzen das Sichtfeld des Sensors, dieser empfängt Mehrfachreflexionen von den verschiedenen Pflanzenebenen. Diese aufgenommenen Echos werden in Distanzinformationen umgerechnet. In Kombination mit der Positionsinformation des Drehgebers, welcher am Förderband befestigt ist, wird ein Echogramm der Pflanze erstellt. Aus dem Echogramm lassen sich Parameter, wie die Abmessungen, Höhe und Blattverteilung der Pflanze bestimmen.

Deskriptoren: Ultraschallsensor, morphologische Pflanzenparameter, künstliche Pflanzen

Abstract: *A standard industrial ultrasonic sensor is used to give advantage of multiple reflection echoes to test plant dimensions and leaf levels. First measurements in laboratory were done by mounting the sensor above a conveyor belt. During the measurement, artificial plants pass through the sensors field of view and multiple echoes from different levels of the artificial plant leaves are measured. These echoes are translated into distance information. In combination with the position information provided by the conveyor belt, it is possible to generate an echogram for each plant that can be used to determine the plant dimensions, height and leaf distribution.*

Keywords: *ultrasonic sensor, morphological plant parameters, artificial plants*

1 Introduction

Measurement of plants is considered as one of the major keys to increase the crop production to compensate possible shortage in crop supply in the future (BUSEMEYER *et al.* 2010). Recently, auto-machinery based on smart sensors (WEISS & BIBER 2009) was implemented and describe the crop status (RUCKELSHAUSEN *et al.* 2009, EDAN *et al.* 2009). So far ultrasonic sensors have not yet been used for plant phenotyping, however, they are of interest in agricultural applications with respect to low costs and high robustness due to natural environments factors in the field such as illuminations, water, snow and dust. However, recently a feasibility study of an ultrasonic measurement system based on multiple reflections show good and largely linear relationships between ultrasonic reading and above ground matter sampled (REUSCH 2009). As a consequence multiple reflection ultrasonic sensors have the potential for biomass detection as well as for plant phenotyping applications, which is the focus of this paper.

Ultrasonic wave frequencies start above the human hearing at greater than 20 kHz. When an ultrasonic wave collides with object, it is (partially) reflected back. Using the time of flight of the echo it is possible to calculate the distance to the reflection object. The theory of multi reflection ultrasonic echoes describes the possibility to multiple echoes from different levels of an object depend on object shape. For example, if we position the sensor above the object shown in (**figure 1**), an object that is divided into five vertical levels, then by sending one pulse we expect to receive five echoes. These echoes are stored in one echo-slot (timeslot). Therefore the echo slot (ES) contains the echo values that were measured from one pulse.

2 Material and Methods

Ultrasonic Sensors:

The ultrasonic sensor (wms-340/RT) from Microsonic is used. This sensor operates with a frequency of 120 kHz and can be used to measure distances ranging from 350 mm to 3400 mm. This sensor is connected to a microcontroller system that triggers short ultrasonic pulse in the sensor and subsequently receives all reflected echo signals that are converted to a digital signal in the sensor. The controller measures the time of-flight of the individual echoes and transmits them by a serial port connection to a computer. That connection also allows the user to change measurement parameters such as pulse duration and maximum measurement time.

Additionally the system has the possibility to measure the air temperature that is needed for the calculation of the sonic speed which is used for the distance calculation.

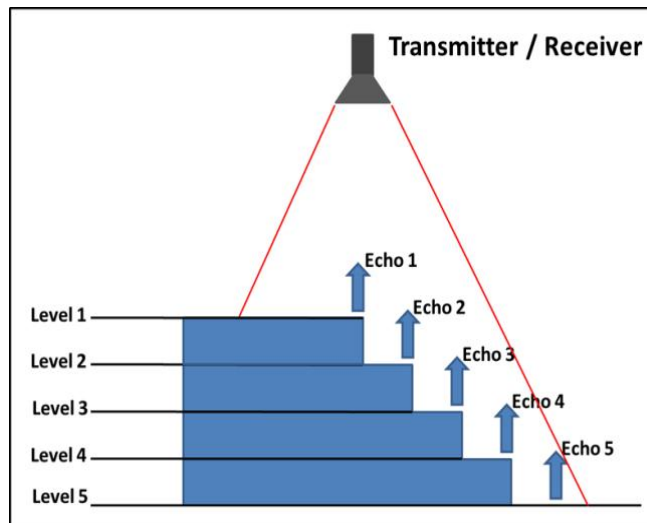


Figure 1: Multi reflection method

Experimental Procedure:

The artificial plant is passed through the ultrasonic sensor field when the conveying belt is moving (**figure 2**). The received echoes from the plant are recorded as distance values between sensor and plant leaf. The threshold applying to determine the ground level in this experiment is the distance between sensor and conveying belt (1272mm).

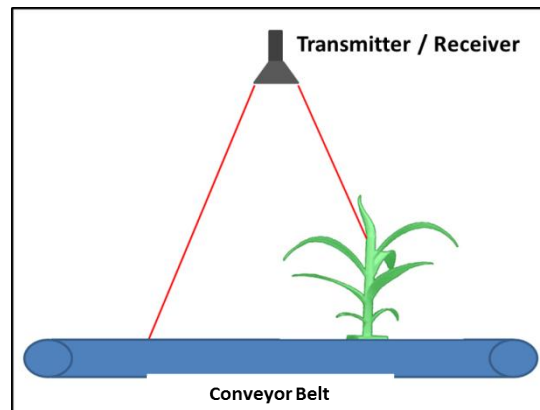


Figure 2: Schematic experimental setup

Echoes Analysis:

The combination of echo slot (ES) number and echo distance information is used to draw an echogram. The X-axis represents the echo slot number and the Y-axis represents the single echo values that were measured in one measurement.

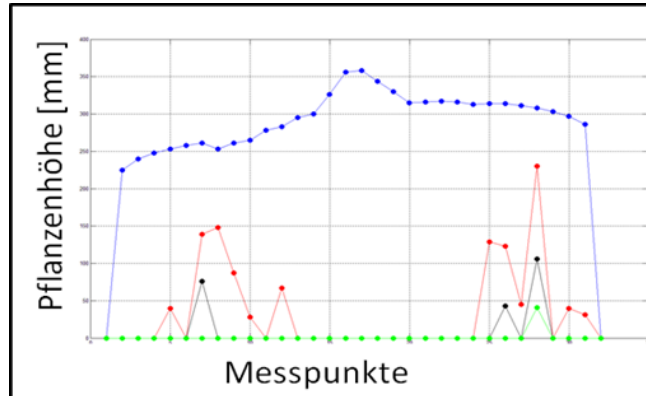


Figure 3: Histogram explaining echoes points

With the given sensor setting it is possible to calculate the time need to record one echo slot ($EST = 0.070196$ sec by using equation (1)

$$(MT)ms + (MI)ms + (PD)\mu s = EST \quad (1)$$

Where MT is the measurement time, MI is the measurement interval and PD is the pulse duration. Using the First and Last Echo Slot (ES) to calculate the Echoes Slots Numbers ($ESN = 26$ ES achieved by artificial plant by using equation (2)

$$ESN = \sum_{ES=1}^n (ES1 + ES'' + \dots + ESn) \quad (2)$$

$$ESN * EST = Total Time \quad (3)$$

Where ESN is Echo slots Number and ES is the Echo slot. The total time need to measure this artificial plant was 1.8250 sec. The echoes achieved during the total time (**figure 3**) are transferred in a matrix. The dimension of this matrix depends on number of reflected echoes. Each row in this matrix contains one echo slot; columns contain echo information in terms of distance.

Plant dimensions:

The height of a plant is measured by finding the maximum value in the before created echo matrix. The speed during measurement (24.6 cm/sec) is calculated by using the velocity law [$V = \text{distance} / \text{time}$] with the distance between first echo and last echo = 44.99 cm. This method has a varying from manual measurement result. The reason of this varying is the result of the ultrasonic sensor field of view. Any object passing

through the field of view of the sensor cause an error in width detection by the size of the field of view. This is because the field of view can be seen as a coil and not as a size less beam. Any object entering the field of view will start to cause an echo as it enters the field of view. Until the object has completely passed the field of view it will continue to cause an echo leading to the error in width calculation.

3 Results and Discussion

When comparing the previous echogram with the artificial plant, morphologic characters from the plant could calculate.

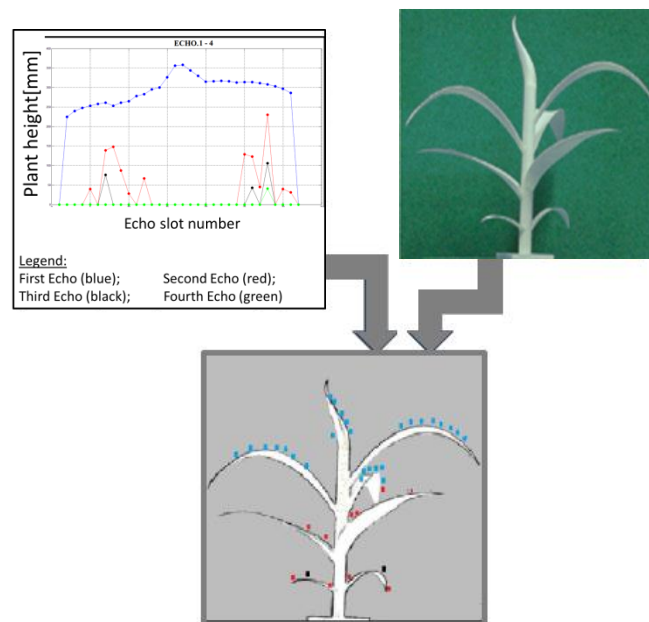


Figure 4: Comparison of the measured echoes with the artificial plant

By analyzing the rate of distribution of echoes on the vertical levels of the plant it is obvious that the maximum rate of distribution for echoes belongs to the first echo (blue color) that represents the top level of the plant at between 360 mm – 250 mm. Followed by the second echo (red color) in some of echo slots and represents the mid-level of the plant at between 250 mm – 150 mm. The third echo (black color) is only present in a few numbers of echo slots and represents the bottom level of the plant at between 150 mm – 0 mm.

The histogram (**figure 5**) is showing the distribution of echoes with respect to plant height. The distribution is divided into three height levels.

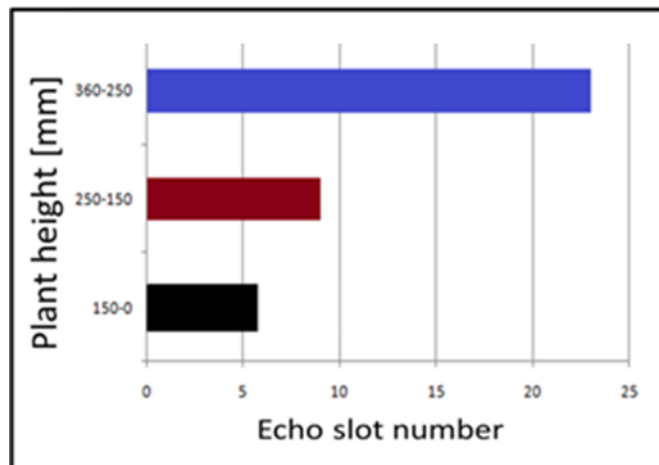


Figure 5: Ultrasonic echo distribution for plant heights

There are two causes to miss echoes during measurement:

- It is not possible to detect two echoes caused by two separate objects in the field of view at the same distance.
- It is not possible to detect two separate echoes at nearly the same distance. There has to be a minimum difference in distance of about 83 mm to be able to detect two separate echoes. Otherwise the two echoes will overlap into one long echo.

4 Conclusions

A standard industrial sensor like the wms-340/RT from Microsonic was used to study the morphology and plant characteristics based on multiple reflection.

Ultrasonic echo occurred from vertical levels of the plant during dynamic measurement. Laboratory experiments and implemented algorithms show the possibility to transform single echo information from one dimension, which was containing only the distance information between the sensor and plant leaf, to be represent as two dimensions by using the echo slot number.

The developed algorithms are able to calculate the height of the plant and determine the distance between plants leaves. They also give the possibility to estimate a value for the plant diameter. In addition the main gain from this experiment is to show the possibility visualizing the plant.

References

- BUSEMEYER L., KLOSE R., LINZ A., THIEL M., WUNDER E., TILNAC M., RUCKELSHAUSEN A. (2010):** Agro-sensor systems for outdoor plant phenotyping platforms in low and high density crop field plots; Proceedings 68th International Conference Agricultural Engineering 2010, pp.213 - 218
- EDAN Y., HAN S., KONDO N. (2009):** "Automation in agriculture," in Handbook of Automation Springer, 2009, pp. 1095–1128
- REUSCH S. (2009):** "Use of ultrasonic transducers for online biomass estimation in winter wheat", Yara International, Research Centre Hanninghof, 48249 Dülmen, Germany proceedings of the 7th European conference on Precision agriculture 2009
- RUCKELSHAUSEN A., BIBER P., DORNA M., GREMMES H., KLOSE R., LINZ A., RAHE F., RESCH R., THIEL M., TRAUTZ D., WEISS U. (2009):** "Bonirob - an autonomous field robot platform for individual plant phenotyping," in Proceedings of Joint International Agricultural Conference, 2009, p. 464pp
- WEISS U., BIBER P. (2009):** "Plant detection and mapping for agricultural robots using a 3d-lidar sensor," in Proceedings of the 4th European Conference on Mobile Robots, 2009, pp. 205–210

Erkennung überlappender Pflanzen mit Hilfe von “Active Shape Models”

Julio C. Pastrana, Thomas Rath

Leibniz Universität Hannover, Institut für Biologische Produktionssysteme, Fachgebiet Biosystem- und Gartenbautechnik, Herrenhäuser Str. 2, 30419 Hannover, Germany. Email: pastrana@bgt.uni-hannover.de, rath@bgt.uni-hannover.de

Zusammenfassung: Eine neuartige Methode wurde entwickelt, um Pflanzen unter überlappenden Situationen zu differenzieren. Das Verfahren basiert auf der Detektion von Ellipsen in binarisierten Bildern (Aufnahmen von Unkrautsituationen). In einem ersten Schritt werden dabei alle möglichen Ellipsen eines Bildes durch spezifische Algorithmen selektiert und spezifiziert. Anschließend werden mögliche Ellipsenkombinationen mit Hilfe eines ASM-(Active-Shape-Model)- Ansatzes analysiert. Dabei werden die wahrscheinlichsten Kombinationen zu 2-, 3- oder 4-blättrigen Pflanzen zusammengefügt, unabhängig davon, ob sich Blätter einzelner Pflanzen überlappen oder nicht. Der Test an realen Pflanzensituationen zeigte, dass die entwickelten Algorithmen in der Lage sind, überlappende Pflanzen (bis zu einem gewissen Grad der Überlappung) zu identifizieren und zu trennen.

Descriptor: Überlappung. Bildverarbeitung. Pflanzenbau. Unkrautbekämpfung

Abstract: *A novel method to detect small plants under overlapping situations was developed. This technique is based on detecting single leaves for further grouping into individual plants. The leaf detection is carried out by first detecting the ellipses that best superimpose the shape of a plant, considering that each leaf has to a certain degree an elliptical form. After detecting all possible leaves (ellipses) the next step is to group them into single plants by using an Active Shape Model (ASM) deformable template. Shape models of the experimental plants with 2, 3 and 4 leaves were created and tested separately and then together to analyze the ability of the method to overcome the overlapping problem. Results indicate that the proposed methodology is able to accurately identify small plants under different overlapping conditions.*

Keywords: *Active shape models, image processing, pattern recognition, landmarking, ellipse fitting, plant identification, overlapping*

1 Einleitung

Überlappende Objekte stellen in der Bildverarbeitung im Allgemeinen und in der pflanzenbaulichen Bildverarbeitung im Speziellen ein großes Problem dar. Bislang sind keine ausreichend funktionierenden Algorithmen vorhanden, die dieses Problem

grundsätzlich für den Einsatz im Bereich der Pflanzendetektion lösen. Es existieren jedoch Bildverarbeitungsalgorithmen, die Pflanzen identifizieren, indem sie sie auf ursprüngliche bzw. grundsätzliche Formen reduzieren und anschließend vergleichen. Häufig finden hierbei sogenannte Active Shape Modelle (ASM) Verwendung (COOTES *et al.* 1994, COOTES *et al.* 1995). Die Grundidee dabei ist, dass vor der Erkennung eines unbekanntes Objektes ein Lerndatensatz - in dem die Objekte enthalten sind – statistisch analysiert wird. In einem Erkennungsschritt werden dann unbekannte Objekte den ähnlichsten Objekten des Lerndatensatzes zugeordnet und somit letztendlich erkannt. Dieses Verfahren funktioniert jedoch nur, wenn sich die Objekte nicht überlappen. Im Agrarbereich treten diese Überlappungen aber relativ häufig und unvermeidbar auf (zum Beispiel bei der Ernte von Erdbeeren (HAYASHI *et al.* 2010), Kirschen (TANIGAKI *et al.* 2008), Zierpflanzen (RATH & KAWOLLEK 2009), Gurken (HENTEN *et al.* 2003) oder Äpfeln (DE-AN *et al.* 2011).

2 Zielsetzung

Das Ziel der Arbeiten war es daher, ein Bildverarbeitungssystem zu entwickeln, welches mit Hilfe von Active-Shape-Ansätzen eine Identifizierung von überlappenden Pflanzen ermöglicht.

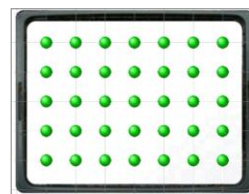
3 Material und Methoden

3.1 Pflanzen und Bilderfassung

Für die Untersuchungen wurde die Modellpflanze *Nicotiana tabacum* ausgewählt, die schnell und gleichmäßig wächst. Es wurden Photoserien erstellt, bei denen unterschiedliche Überlappungszustände auftraten, indem Pflanzen zufällig oder mit definiertem Abstand in Pflanzenschalen ausgesät wurden (siehe **Bild 1**).



(a)



(b)

Bild 1: (a) Modell-Pflanze *Nicotiana tabacum*. (b) Trays mit in definiertem Abstand ausgesäten Pflanzen

Es wurden mehrere Aussaat-Anordnungen (6 Variationen) und -dichten verwendet, um unterschiedliche Überlappungs-Szenarien zu generieren. Die auflaufenden und wachsenden Pflanzen wurden laufend mit einer an einem Stativ befestigten kommerziellen Kamera (Nikon Coolpix P5000) fotografiert. Die Bilder wurde zuerst

anhand der Grünwerte in Vordergrund und Hintergrund getrennt und anschließend mit entsprechenden Schwellenwertfiltern binarisiert (siehe auch SUZUKI S. & ABE K. 1985).

3.2 Active-Shape-Modelle (ASMs)

Active-Shape-Modellierung ist eine Technik, bei der statistische Informationen aus einem Trainingsdatensatz zur Bildung von Muster-Objekten verwendet werden, mit denen in einer unbekanntem Situation andere Objekte identifiziert werden können. Hierzu werden Ähnlichkeiten und Gemeinsamkeiten zwischen unbekanntem bzw. zu identifizierenden Objekten und den verschiedenen Musterobjekten durch Anpassung der unbekanntem Objekte an die Musterobjekte herausgearbeitet (COOTES *et al.* 1994, COOTES *et al.* 1995).

3.3 Ellipsen-Erkennung

Ausgehend von der Annahme, dass Blätter und Pflanzen generell mit Ellipsen geometrisch beschrieben werden können, wurde ein Verfahren entwickelt, vorliegende Pflanzenbilder mit Hilfe von Ellipsen-Erkennungsalgorithmen zu analysieren. Einige Techniken sind verfügbar, die die Identifizierung von Ellipsen ermöglichen (z.B. YUEN *et al.* 1989 und McLAUGHLIN 1998), die jedoch nicht speziell auf die pflanzliche Überlappungsproblematik ausgerichtet wurden. Daher wurde ein Verfahren entwickelt, welches auf der Erkennung von Bögen in Umrisslinien der Pflanzen aufbaut. Zuerst werden mögliche Bögen identifiziert, dann werden Bögen zusammengefasst, bei denen die Verbindungslinien innerhalb der Blattfläche liegen. Dann werden die benachbarten Bögen kombiniert, um Ellipsen zu detektieren, die am besten den Blattbereich beschreiben. **Bild 2a** zeigt ein Beispiel. **Bild 2b** zeigt die berechnete Ellipse nach der Vereinigung der Bögen.

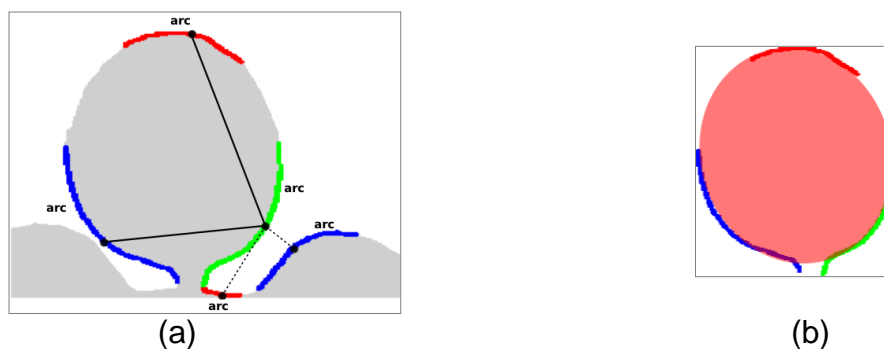


Bild 2: (a) Beispiel für die Bogenerkennung. Die durchgezogenen Linien bestimmen Bögen, die kombiniert werden können. Die gestrichelten Linien zeigen Bögen, die nicht kombiniert werden können. (b) Ellipse, die am besten die Form der Pflanze nach der Vereinigung der benachbarten Bögen beschreibt.

Nach der Detektion der Ellipsen werden in einem nächsten Algorithmus Ellipsen zu Pflanzenstrukturen zusammengesetzt. Hierzu werden die detektierten Ellipsen zu charakteristischen Punkten (sog. Landmarken) verdichtet.

3.4 Charakteristische Punkte (Landmarken)

Um die typischen Muster, die in einem Lerndatensatz vorhanden sind, zu extrahieren, müssen die charakteristischen Punkte (oder Landmarken), die am besten jedes Objekt beschreiben, extrahiert werden. **Bild 3** zeigt die typischen Landmarken einer Sämlingspflanze von *Nicotiana Tabacum* mit drei Blättern. Man sieht, dass jedes Blatt (Ellipse) 5 Landmarken (blaue Punkte) für die Darstellung von einem Sämling zur Verfügung stellt. Eine zusätzliche Landmarke (nicht eingezeichnet) kann aus den vorhandenen Ellipsen-Landmarken berechnet werden (im Zentrum der Pflanze).

Innerhalb der hier beschriebenen Versuche wurden für *Tabacum Nicotiana* Landmarkmodelle für Pflanzen mit 2, 3 und 4 Blättern auf der jeweiligen Basis von 70 Aufnahmen von nicht überlappenden Pflanzen erstellt (Mittelwertpflanzen).

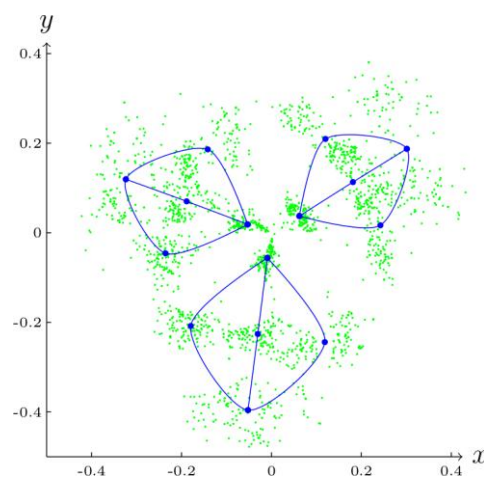


Bild 3: Landmarken von 3-blättrigen Tabakpflanzen (grün: einzelne Pflanzen, blau: Mittelwertpflanze)

4 Pflanzendetektion in unbekanntem Szenarien

Die Analyse unbekannter Situationen bzw. Szenarien erfolgt durch die Kombination der detektierten Ellipsen. Hierbei werden mögliche Kombinationen zu Pflanzen zusammengefasst und mit den Mittelwertdatensätzen der bekannten Pflanzen verglichen (ASM-Modellierung). Dieser Vergleich erfolgt in der Art, dass die Landmarken der unbekanntem Pflanze verschoben werden, bis sie den jeweils verfügbaren Mittelwertdatensätzen optimal entsprechen. Die hierfür erforderliche Verbiegungsenergie wird berechnet und je nach Anzahl der Blätter gewichtet. Am Ende wird die Pflanze gewählt bei der die für den Abgleich mit dem jeweiligen Mittelwertdatensatz notwendige

Verbiegungsenergie am geringsten ist. Die für die endgültig ausgewählte Pflanze verwendeten Ellipsen werden für weitere Analysen ausgeschlossen. Dieses Verfahren wird solange wiederholt, bis alle Ellipsen für die Generierung von Pflanzen verwendet worden sind. Das Ergebnis ist dann ein interpretiertes Bild, in dem Ellipsen zu Pflanzen geclustert werden, unabhängig davon, wie vollständig die Ellipsen auf dem Bild zu erkennen sind (für nähere Beschreibung des Verfahrens siehe PASTRANA & RATH 2012).

5 Ergebnisse und Diskussion

Bild 4 stellt die mit dem Algorithmus erzielten Ergebnisse grafisch dar. Dabei wurden 6 Pflanzentrays mit zunehmend überlappenden Pflanzen ausgewertet. **Tabelle 1** zeigt die in den Trays vorliegenden Pflanzenanordnungen. Bei den Varianten Rnd wurden die Pflanzen zufällig ausgesät, so dass dort vollkommen unregelmäßige Überlappungen der Pflanzen in späteren Wachstumsstadien vorliegen.

Tabelle 1: Aussaaten in Trays (6 Varianten)

Variante	Pflanzenanordnung (Anz. Spalten x Anz. Reihen)	aufgelaufene Pflanzen
RA	5x5	32
RB	6x6	36
RC	6x4	21
RD	5x6	28
Rnd1	random	17
Rnd2	random	31

In den ersten Tagen zeigen die Bilder keine Überlappung und der Algorithmus erkennt aufgrund der geringen Auflösung die Pflanzen nur unbefriedigend. Bis zum 8. Tag werden die Erkennungsraten ständig besser, da die Pflanzengrößen eine immer bessere Auflösung erlauben. Am 8. Tag berühren sich einzelne Pflanzen schon, so dass dieser Zustand für herkömmliche Algorithmen nicht mehr aufzulösen ist. Der entwickelte Algorithmus erfasst jedoch in einigen Fällen 100%, in allen Fällen mehr als 80% der Pflanzen. Selbst bei starker Überlappung am 12 Tag identifiziert das Verfahren im Durchschnitt noch 50% der Pflanzen richtig, obwohl nahezu ineinander gewachsene Pflanzencluster vorliegen. **Bild 4** macht auch deutlich, dass bei zufälliger Anordnung der Pflanzen (und damit auch zufälliger Clusterbildung) die Erfolgsquote des Verfahrens im Wesentlichen von der zufälligen Art und Stärke der Überlappung abhängt.

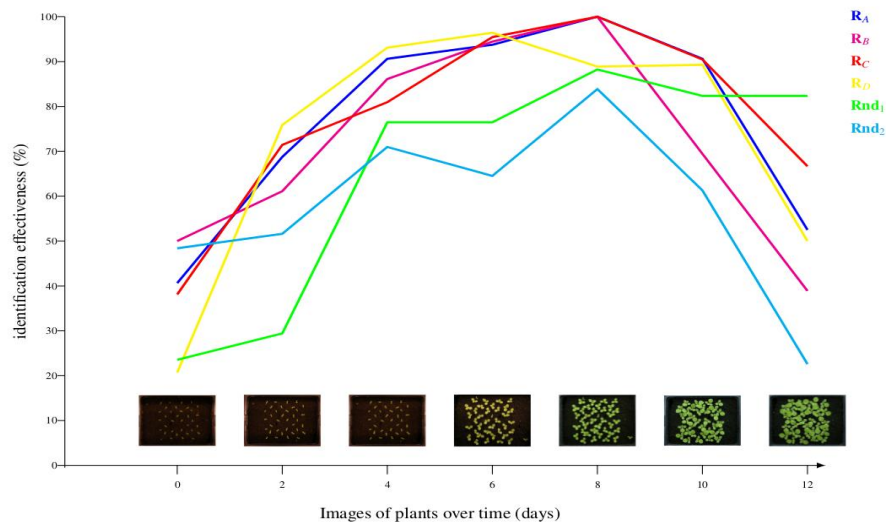


Bild 4: Pflanzenidentifikation bei unterschiedlichen Szenarien

Weitere Untersuchungen konnten zeigen (Daten nicht dargestellt), dass bei einer vorhandenen Überlappung von weniger als 5% der Gesamtpixelfläche Identifikationsgenauigkeiten von über 70% erreicht werden. Diese Identifikationsgenauigkeiten reichen in der Regel aus, um selektive Ernten oder Behandlungen adäquat durchzuführen. Dabei ist zu bedenken, dass eine 50%ige Überlappung eine theoretisch vollständige Überdeckung der Objekte bedeuten würde, welches aber z.B. bei unterschiedlich gewachsenen agrarischen Objekten gar nicht möglich ist.

Der große Vorteil der entwickelten Algorithmen ist, dass sie nicht auf erfassten unvollständigen Szenarien aufbauen, sondern auf der logischen Zusammensetzung einer einfachen geometrischen Form basieren. Hierdurch gewinnt das Verfahren an Allgemeingültigkeit und scheint den bisherigen Ansätzen deutlich überlegen zu sein.

Literaturverzeichnis

- COOTES T.F., HILL A., TAYLOR C.J., HASLAM J. (1994):** The use of active shape models for locating structures in medical images. *Image and Vision Computing*, 12(6), 355–366
- 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), 38–59
- DE-AN Z., JIDONG L., WEI J., YING Z., YU C. (2011):** Design and control of an apple harvesting robot. *Biosystems Engineering*. 110 (2), 112-122
- 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), 160 – 171
- 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), 305 – 313
- MCLAUGHLIN R.A. (1998):** Randomized hough transform: improved ellipse detection with comparison. *Pattern Recogn. Lett.*, 19(3-4), 299–305

- PASTRANA J., RATH T. (2012):** Novel Image processing approach for solving the overlapping problem in agriculture. Biosystems Engineering (submitted)
- 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, 85-92
- SUZUKI S. ABE K. (1985):** Topological structural analysis of digitized binary images by border following. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 30(1), 32-46
- TANIGAKI K., FUJIURA T., AKASE A., IMAGAWA J. (2008):** Cherry-harvesting robot. Computers and Electronics in Agriculture, 63(1), 65 – 72. Special issue on bio-robotics
- YUEN H.K., ILLINGWORTH J., KITTLER J. (1989):** Detecting partially occluded ellipses using the hough transform. Image Vision Computing., 7(1), 31–37

Smartphone-basierte Bildverarbeitung zur Erfassung der Querverteilungsgenauigkeit von Zentrifugaldüngerstreuern

Wolfram Strothmann, Karsten Morisse, Arno Ruckelshausen

Hochschule Osnabrück, Fakultät für Ingenieurwissenschaften und Informatik,
Albrechtstraße 30, 49076 Osnabrück
Email: w.strothmann@hs-osnabrueck.de, k.morisse@hs-osnabrueck.de,
a.ruckelshausen@hs-osnabrueck.de

Zusammenfassung: Die Querverteilungsgenauigkeit von Zentrifugaldüngerstreuern ist eine für die landwirtschaftliche Praxis enorm wichtige Größe. Gleichzeitig ist sie auf dem Acker nur sehr schwer zu messen und damit in der Praxis kaum zu kontrollieren. Die hier skizzierte Methode stellt eine einfache und schnelle Möglichkeit dar, die Querverteilung durch Analyse von Fotos des auf dem Acker verteilten Düngers abzuschätzen. Dabei liefert der selbst-überwachte Algorithmus dem Anwender nicht nur die Abschätzung sondern auch einen Indikator für die Zuverlässigkeit derselben. Praxisversuche bei günstigen Lichtverhältnissen ergaben schon mit der einfachen Kamerahardware handelsüblicher Smartphones zufriedenstellende Ergebnisse. Hohe Erkennungsraten bei schwankenden Lichtverhältnissen bislang jedoch noch nicht stets gewährleistet werden können.

Deskriptoren: Düngerverteilung; Smartphone; Bildverarbeitung

Abstract: *The quality of fertilizer spreader' lateral distribution is a very important figure in practical agriculture. However, it is hard to measure in practice and therefore difficult to control. The method described here offers a quick and simple possibility to estimate the lateral distribution analyzing photos of the broad casted fertilizer on the field. Hereby the self-monitored algorithm displays the user not only the estimation but also indicates likely week results. Field tests under convenient lightning produced sufficient results using just the low-cost cameras of ordinary smartphones. However, high detection rates at altering conditions cannot yet be guaranteed.*

Keywords: *Fertilizer distribution; Smartphone; Image processing*

1 Problematik der Querverteilung

Ca. 1/3 der variablen Kosten der Produktion werden im Ackerbau durch die Düngung verursacht. Trotzdem ist die Düngerausbringung ein Arbeitsgang, der in der Praxis kaum überwacht wird und auch überwacht werden kann (MARQUERING & JOHANNES 2002 S. 12). Es gibt zwar Ansätze, die Streuer mit Messeinrichtungen für die Querverteilung auszustatten, z. B. die Aufnahme der Streuachse mittels akustischer Impulsnehmer oder Klopfensensoren (SULKY-BUREL, MARQUERING & JOHANNES 2002 S. 47) oder das

durch die Fa. Amazone vorgestellte Kamerasystem Argus (AMAZONEN-WERKE H. DREYER GMBH & CO. KG), bislang haben diese noch nicht in der Praxis durchsetzen können.

Die gängige Methode, bei der Dünger zunächst auf einer Testfläche über die Wurfweite des Streuers mit Düngerschalen aufgefangen wird und anschließend die Düngermengen der einzelnen Schalen in Teströhrchen eingefüllt und die Füllhöhen verglichen werden, ist relativ umständlich und findet daher in der Praxis m. E. viel zu selten statt. Häufig wird der Streuer daher nur anhand von Tabellenwerten vor Arbeitsbeginn entsprechend der Arbeitsbreite und der Düngersorte eingestellt. Anschließend wird der Dünger ohne weitere Kontrolle auf dem Feld ausgebracht. Zufällige Störgrößen, wie Wind, Luftfeuchtigkeit, Schwankungen der Düngerqualität etc., bleiben hierbei unberücksichtigt, was in Fällen ungünstiger Randbedingungen immer wieder zu sehr ungleichmäßiger Verteilung mit den entsprechenden Folgen starker Mindererträge und Lagergetreide führt.

2 Ansatz der Düngererkennungs-App

Aus dieser praktischen Problemstellung heraus ist die Idee entstanden, ob eine Abschätzung der Querverteilung, die für den Anwender einfacher und schneller ist als die Erfassung mit Düngerschalen, auch mit Hilfe Smartphone-basierter Bildverarbeitungstechnologien möglich ist. Nun ist hierbei zu beachten, dass wie in **Bild 1** skizziert, bei der Ausbringung von Dünger auf einer einzelnen Pflegespur auf dem Acker zunächst i. d. R. eine Dreiecksverteilung ausgebracht wird. Erst dadurch, dass bei der Ausbringung von Dünger auf den Pflegespuren neben der betrachteten identische Verteilungen ausgebracht werden (gestrichelte Linien in **Bild 1**), entsteht eine gleichmäßige Gesamtverteilung.

Nun ist der Ansatz des vorgestellten Verfahrens, dass der Anwender in jeder der Drillspuren über die gesamte Wurfweite des Streuers ein einzelnes Foto mit seinem Smartphone schießt. Durch die Anwahl der Drillspur wird das Foto hierbei durch den Anwender implizit innerhalb der Wurfweite der Dreiecksverteilung positioniert. Die Fotos werden anschließend auf dem Smartphone automatisch ausgewertet, die Düngermengen in den Drillspuren abgeschätzt und die Gesamtverteilung aus den Daten für die Dreiecksverteilung einer Pflegespur extrapoliert.

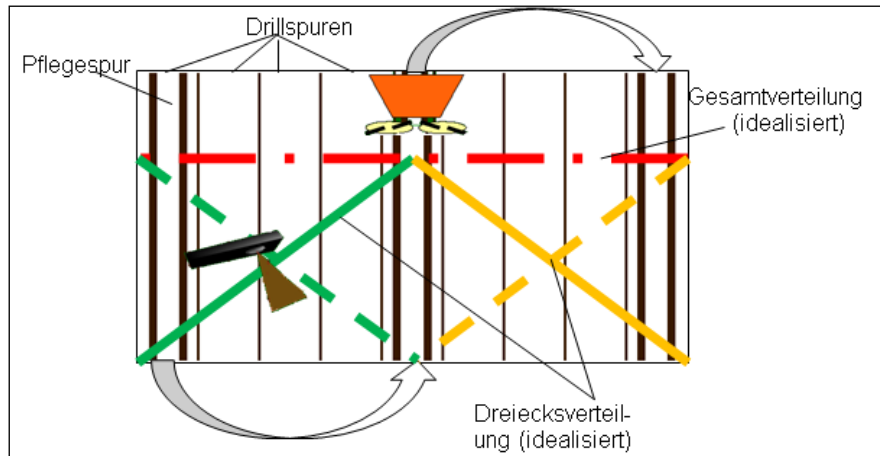


Bild 1: Dreiecksverteilung

Dabei wird ausdrücklich kein System avisiert, mit welchem die Querverteilung hochgenau gemessen werden kann. *Kurpujuweit* und *Zimmermann* kommen übereinstimmend zu der Einschätzung, dass Schwankungen der Düngermenge von 10% bis 15% nur zu Ertragseinbußen bis zu 0,5% bis 0,6% führen. Entscheidender ist, dass Schwankungen von über 30% oder gar über 50% sicher vermieden werden, denn hier sind Einbußen zwischen 6% und 14% zu erwarten. Noch kritischer wird es, wenn diese Düngefehler auch noch Lagergetreide verursachen. Dann gehen die Ertragsverluste schnell über 30% und die Druschkosten erhöhen sich erheblich (KURPUJUWEIT & HERMANN 2011, S. 25, STAMM 2006, S. 4). Daher ist das Ziel dieser Entwicklung kein System zur exakten Messung sondern eines, mit dem sich die Querverteilung mit Schwankungsbreiten in der Größenordnung von 10% abschätzen lässt.

3 Bildverarbeitung zur Kornerkennung

Um in den mit Hilfe des Smartphones aufgenommenen Bildern Düngerkörner zu erkennen, werden diese zunächst mittels eines linearen Autokontrasts normalisiert und auf diese eine Kantenerkennung mit Hilfe des Algorithmus von Canny durchgeführt, um so ein Binärbild zu generieren. Von den dann im Binärbild erkannten Konturen können viele aufgrund einfacher Plausibilitätsüberprüfungen vor der eigentlichen Klassifikation direkt ausgeschlossen werden; beispielsweise kommen Konturen, welche nicht geschlossen sind, nicht als potentielle Düngerkörner in Frage.

Allerdings können nicht alle nun erkannten Objekte aufgrund derart einfach in Düngerkörner und Fremdobjekte unterteilt werden. Deshalb wurde für die Klassifikation durch manuelles Labeling der erkannten Objekte in Bildern eine umfangreiche Datengrundlage geschaffen. **Bild 2** zeigt ein beispielhaftes Histogramm als Ergebnis des manuellen Labelings. Hier ist die relative Häufigkeit von Düngerkörnern ('true') und Fremdobjekten ('false') über ihrer jeweiligen Kompaktheit aufgetragen.

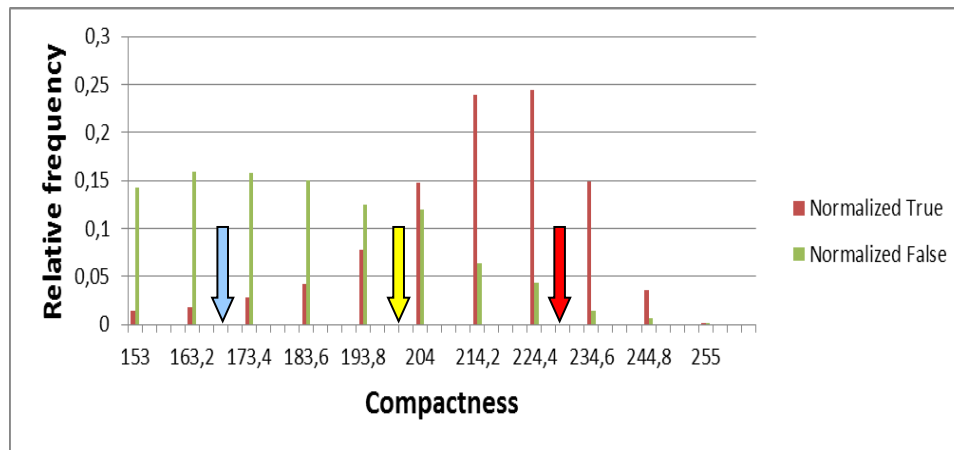


Bild 2: Beispielhaftes Histogramm als Ergebnis des manuellen Labelings

Aus dem Histogramm wird deutlich, dass eine Unterscheidung zwischen Körnern und Fremdobjekten durch Schwellwertsetzung anhand der Kompaktheit nicht möglich ist. Dies galt auch für weitere betrachtete Parameter (z. B. Dichte, Mittelwerte und Varianzen der Farbwerte der Objekte).

Allerdings lassen sich doch aus den Histogrammen bedingte Wahrscheinlichkeiten ermitteln. Liegt beispielsweise die Kompaktheit eines unbekanntes Objektes im Bereich des blauen Pfeils, so ist für dieses Objekt die Wahrscheinlichkeit, unter der Bedingung seiner Kompaktheit ein Korn zu sein, relativ gering. Liegt die Kompaktheit im Bereich des roten Pfeils so ist sie relativ hoch, liegt die Kompaktheit im Bereich des gelben Pfeils, so ist diese bedingte Wahrscheinlichkeit nahe 50%.

Auf diese Weise werden im Rahmen der Klassifizierung für jedes Objekt die bedingten Wahrscheinlichkeiten jeweils unter der Bedingung eines einzelnen Parameterwertes ermittelt. Diese bedingten Wahrscheinlichkeiten werden dann mittels eines binären Bayes-Filters (THRUN *et al.* 2005) fusioniert.

Als Zwischenergebnis stehen nun für alle erkannten Objekte eines Bildes Ihre jeweiligen Wahrscheinlichkeiten Körner zu sein unter Beachtung der Werte aller betrachteten Parameter. Dieses Zwischenergebnis kann nun in zweierlei Hinsicht genutzt werden. Zum einen kann mit Hilfe dieser Wahrscheinlichkeit eine Klassifikation der Objekte in Körner und Fremdobjekte stattfinden. Zum anderen beinhalten diese Wahrscheinlichkeiten implizit auch eine Information darüber, wie zuverlässig die Klassifikation bei dem jeweiligen Objekt ist. Bei Wahrscheinlichkeiten nahe 0 oder 1 ist die Klassifikation zuverlässig möglich, liegt sie nahe 0,5, so ist sie von eher unsicher. Die Unsicherheiten der einzelnen Objekte werden dann pro Bild gemittelt, um aus dem Bild nicht nur die Düngermenge sondern auch ein Qualitätsparameter für die Zuverlässigkeit der Ermittlung derselben zu extrahieren.

4 Implementierung als App

Bei der entwickelten App handelt es sich um eine App für das Smartphone-Betriebssystem Android. Das skizzierte Verfahren der Bildverarbeitung wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit unter Nutzung der Bildverarbeitungsbibliothek OpenCV in der Sprache C++ implementiert. Um die Bildverarbeitungslogik hierbei aus der mit Java entwickelten GUI der Android-App aufrufen zu können, wurde ein Java-Native-Interface generiert.

Auf diese Weise wird zum einen eine Trennung zwischen den Plattform-spezifischen Aspekten (GUI, Kameraansteuerung, Thread-Management) und Anwendungs-spezifischen Aspekten (Bildverarbeitung, Positionsverwaltung der Bilder innerhalb der Drillspuren) gewährleistet. Zum anderen wird der Aufwand für eine mögliche Portierung der Software auf andere Plattformen (z. B. iOS) verringert, da hier nur die in Java gehaltenen Plattform-spezifischen Codebestandteile reimplementiert werden müssten; die Bildverarbeitungsfunktionalitäten einschließlich OpenCV, welches auch bereits für iOS portiert wurde, könnten aber wieder verwendet werden.

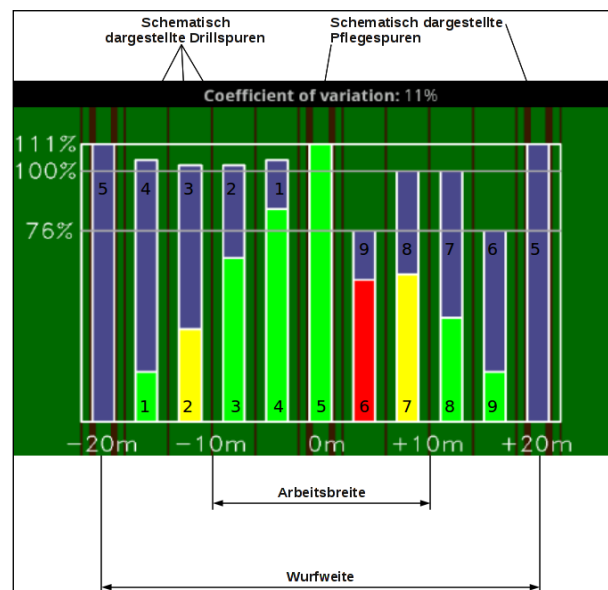


Bild 3: Ergebnisdarstellung

Schließlich erhält der Anwender eine Ergebnisausgabe, wie Sie in **Bild 3** gezeigt ist. Jede der grünen, gelben und roten Säulen entspricht nun dem Auswertungsergebnis des in der jeweiligen Drillspur geschossenen Fotos. Um nun allerdings die Querverteilung bewerten und den Variationskoeffizienten berechnen zu können, muss noch das Dreiecksstreubild beachtet werden. Um die Gesamtverteilung aus der Dreiecksverteilung einer Spur zu extrapolieren, muss auf bspw. auf die grüne Säule Nummer 1 noch die Höhe der grünen Säule Nummer 4 in Abbildung addiert werden. Das Gleiche gilt für 2 und 3, 6 und 9 usw. Die Querverteilung, welche schlussendlich durch

das Überfahren aller drei Pflegespuren ausgebracht werden würde, entspricht dann den Gesamthöhen der blauen Balken.

Außerdem erhält der Anwender, auch noch eine Information darüber, wie verlässlich das entstandene Ergebnis ist. Die hell-grüne Farbe der unteren Balken bedeutet, dass die Unsicherheit bei der Klassifizierung in allen Bildern relativ niedrig lag. Anders sieht es bei den gelben und roten Balken aus. Hier war die Klassifizierung nur geringer bzw. sehr geringer Sicherheit möglich. Bei einzelnen Ausreißern kann dies auch daran liegen, dass das Bild hier verwackelt ist. In diesem Fall kann das Foto dort wiederholt aufgenommen werden. In jedem Fall muss dieses Ergebnis aber mit Vorsicht bewertet werden.

5 Labortests

Das Gesamtsystem wurde sowohl im Labor als auch auf dem Feld getestet. Um das Gesamtsystem nach seiner Implementierung unabhängig von der Bereitstellung von Düngerstreuer und Acker im Labor testen zu können, wurden Tests mit weißen Testobjekten auf verschiedenen Hintergründen durchgeführt. Hierbei wurde eine ideale Dreiecksverteilung simuliert.

Hier ließ sich das vorhergesagte Ergebnis mit geringfügigen Schwankungen stabil reproduzieren. In **Bild 4** ist ein Screenshot zu sehen, der die entsprechend ermittelte Verteilung auf dem Smartphone darstellt.

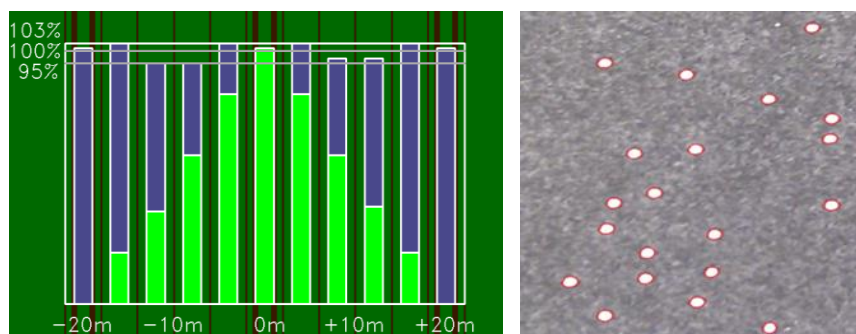


Bild 4: Ermittelte Verteilung im Labortest und markierte Objekte

Im rechten Teil von **Bild 5** ist ein weiteres Bild aus einem Wiederholungsversuch mit der gleichen Szenerie gezeigt, in dem nicht alle Objekte optimal erkannt wurden, da das Bild verwackelt wurde. Auch dieses Bild zeigt allerdings den sehr positiven Verlauf dieses Versuches. Denn es ist das Bild an Position 6 (erste Position rechts neben der Mitte in **Bild 5** links) der in der folgenden Darstellung gezeigten, mit der Zielhardware aufgenommenen Verteilung.

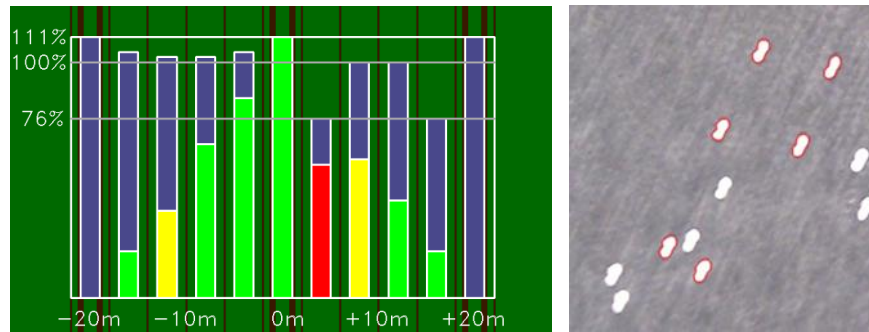


Bild 5: Ermittelte Verteilung bei verwackelten Bildern

Das verwackelte Bild hat hier zu Problemen und Mehrdeutigkeiten bei der Objektklassifizierung geführt, was die ermittelte Unsicherheit erhöht hat und der Algorithmus hat die entsprechende Säule aus sich heraus rot markiert. Somit zeigte sich auch die Funktionstüchtigkeit der Selbstüberwachung des Algorithmus in diesem Test.

6 Feldtests

Nach Durchführung von Labortests auch unter Praxisbedingungen auf dem Feld getestet. Bei diesen Tests wurde Dünger mit einem Zentrifugaldüngerstreuer auf dem Acker ausgebracht, mit Düngerschalen aufgefangen und die Inhalte der Schalen ausgewogen. Weiterhin wurde die Düngerkennungs-App getestet, indem an den Stellen neben den Düngerschalen Fotos aufgenommen wurden und diese automatisch ausgewertet wurden. Das Auswertungsergebnis konnte dann mit den Ergebnissen der Schalenwiegung vergleichen werden.

Diese Tests führten vielfach zu durchwachsenen Ergebnissen. **Bild 6** zeigt im linken Teil zeigt ein Beispiel für ein Bild aus diesen Versuchen, mit den Objekten, die der Algorithmus als Düngerkörner angesehen hat, rot oder blau markiert. Es ist zu erkennen, dass deutlich zu viele Fremdobjekte markiert wurden. Das Problem, welches hier vorlag ist, dass der Boden hier frisch nach der Saat noch nicht abgereget war. Außerdem war der Boden an der Oberfläche ausgetrocknet und wirkt daher hier – zudem bei vollem Sonnenlicht fotografiert – nicht mehr schwarz oder braun, sondern eher hellgrau, sodass hier weder die geometrischen Merkmale noch die Farbwerte signifikante Größen zur Unterscheidung von Düngerkörnern und Fremdobjekten sind. Hieraus ergibt sich die Schwierigkeit den Algorithmus unter diesen Bedingungen einzusetzen.

Daher hat die in diesem Versuch ermittelte, in **Bild 6** gezeigte Verteilung auch keinerlei Gemeinsamkeiten mit der aufgenommenen Verteilung. Positiv ist allerdings hervorzuheben, dass die Balken größtenteils rot eingefärbt sind, dem Bildverarbeitungsalgorithmus diese Probleme also auch intern deutlich geworden sind.

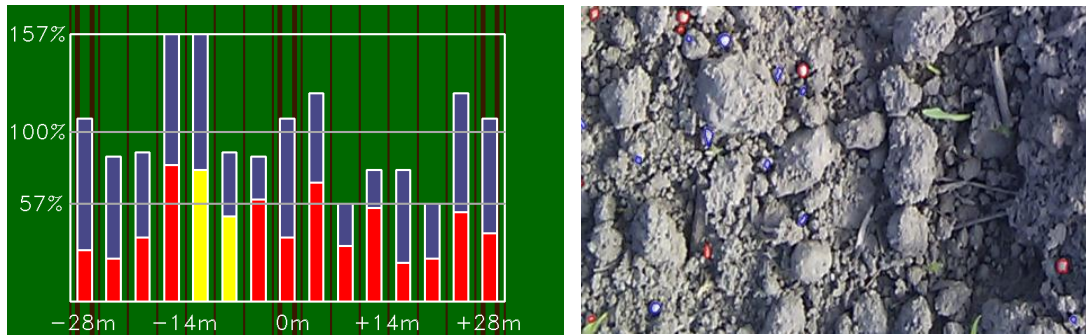


Bild 6: Ausgabe des Algorithmus beim ersten Feldtest und Beispielbild

In einem weiteren Versuche wurden Düngerkörner auf einer abgeregneten Fläche mit Winterrapps erfasst. Ein beispielhaftes Foto aus diesen Versuchen ist im rechten Teil von **Bild 8** zu sehen. In **Bild 7** ist die mit Schalen ermittelte Referenzverteilung gezeigt.

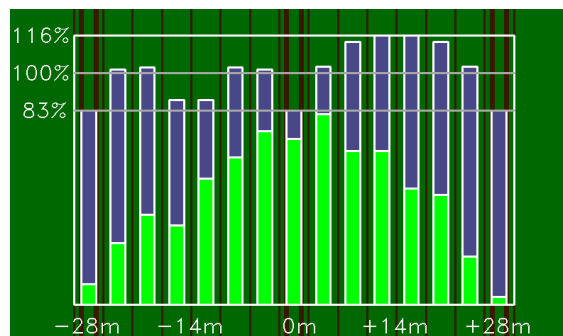


Bild 7: Mit Schalen ermittelte Referenzverteilung

Im Rahmen dieses Versuches konnte ein dieser Verteilung näher kommendes Ergebnis erzielt werden. Diese Verteilung, die im Idealfall der in **Bild 7** entsprochen hätte, ist in **Bild 8** zu sehen.

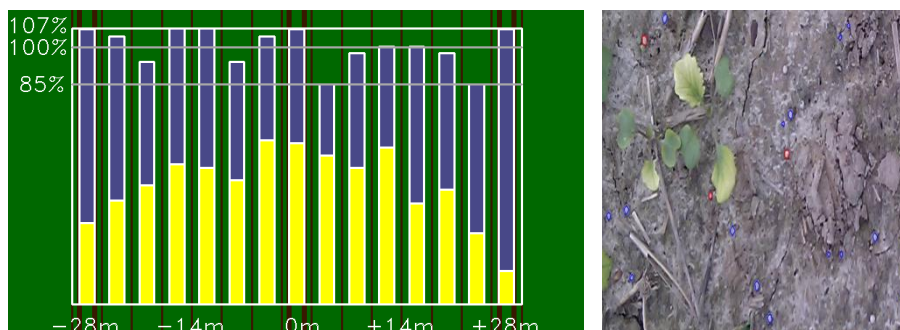


Bild 8: Mit Hilfe der Bildverarbeitung ermittelte Verteilung

Die mittlere Abweichung der Höhen der Säulen auf Basis der Bildverarbeitung im Vergleich zu denen auf Basis der Wiegen lag hier bei 16,7%.

7 Ausblick

Es wird deutlich, dass die Bildverarbeitung zur Kornerkennung zwar prinzipiell funktioniert für einen praktischen Einsatz noch zu instabil ist. Es sind hier weitere Maßnahmen erforderlich, um eine höhere Robustheit auch unter ungünstigen Bedingungen zu erreichen. Ein möglicher Ansatz hierfür wäre, in der GUI eine Möglichkeit vorzusehen, Objekte zu markieren oder Markierungen zu löschen. Auf diese Weise könnte der Anwender bei schwachen Ergebnissen einige Körner markieren, und diese Markierungen bei einem erneuten Bildauswertungslauf beachtet werden, um so das Ergebnis iterativ zu verbessern.

Literaturverzeichnis:

AMAZONEN-WERKE H. DREYER GMBH & Co. KG: Agritechnica-Medaillen von 1997 bis 2007, Amazone Homepage, abgerufen von: <http://www.amazone.de/1176.asp>, 25.09.2011

MARQUERING, JOHANNES (2002): Die Auswirkungen unterschiedlicher Stoffeigenschaften bei der Ausbringung von Mischdüngern mit Zentrifugaldüngerstreuern, Hohenheim: Dissertation; Forschungsbericht Agrartechnik des Arbeitskreises Forschung und Lehre der Max-Eyth-Gesellschaft im VDI

KURPJUWEIT, HERMANN (2011): Anforderungen und Grenzen einer leistungsfähigen Mineraldüngerapplikation, in: VDI-MEG: Tagung Landtechnik für Profis. Effiziente Technik für Düngung und Pflanzenschutz, Düsseldorf: VDI Verlag GmbH, S. 25-30

STAMM (2006): Streufehler bei Seitenwind, DLZ-Sonderdruck, DLZ Agrarmagazin.10., abgerufen von: http://www.effizientduengen.de/download/fach_streufehler_seitenwind.pdf, 15.09.2011

SULKY-BUREL: System Justax, Sulky Burel Homepage, abgerufen von: <http://www.sulky-burel.com/technique.aspx?justax>, 26.07.2011

THRUN S., BURGARD W., FOX D. (2005): Probabilistic Robotics, Cambridge, Massachusetts, London: The MIT Press

In der Reihe Bornimer Agrartechnische Berichte

sind bisher erschienen:

Heft 1	Technik und Verfahren der Landschaftspflege	1992
Heft 2	Beiträge zur Lagerung und Verarbeitung pflanzenbaulicher Produkte	1993
Heft 3	Technik und Verfahren in der Tierhaltung	1993
Heft 4	Technik und Verfahren der Landschaftspflege und für die Verwendung der anfallenden Materialien	1994
Heft 5	Verfahrenstechnik der Aufbereitung, Lagerung und Qualitätserhaltung pflanzlicher Produkte	1994
Heft 6	Biokonversion nachwachsender Rohstoffe und Verfahren für Reststoffbehandlung	1994
Heft 7	Preußische Versuchs- und Forschungsanstalt für Landarbeit und Schlepperprüffeld in Bornim 1927 bis 1945	1995
Heft 8	Qualitätssicherung und Direktvermarktung	1996
Heft 9	Konservierende Bodenbearbeitung auf Sandböden	1996
Heft 10	Anwendung wärme- und strömungstechnischer Grundlagen in der Landwirtschaft	1996
Heft 11	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 1996	1996
Heft 12	Aufbereitung und Verwertung organischer Reststoffe im ländlichen Raum	1996
Heft 13	Wege zur Verbesserung der Kartoffelqualität durch Verminderung der mechanischen Beanspruchung	1997
Heft 14	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 1997	1997
Heft 15	Technische und ökonomische Aspekte der Nutztierhaltung in großen Beständen	1997
Heft 16	11. Arbeitswissenschaftliches Seminar	1997
Heft 17	Nachwachsende Rohstoffe im Land Brandenburg Stand Aktivitäten und Perspektiven einer zukunftsfähigen und umweltgerechten Entwicklung	1998
Heft 18	Qualität von Agrarprodukten	1998
Heft 19	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 1998	1998
Heft 20	Beiträge zur teilflächenspezifischen Bewirtschaftung	1998

Heft 21	Landnutzung im Spiegel der Technikbewertung – Methoden Indikatoren, Fallbeispiele	1998
Heft 22	Kriterien der Nachhaltigkeit in der Verfahrensentwicklung für die Nutztierhaltung	1999
Heft 23	Situation und Trends in der Landtechnik / Erneuerbare Energien in der Landwirtschaft	1999
Heft 24	Institut für Landtechnik der Deutschen Akademie der Land- wirtschaftswissenschaften zu Berlin 1951 bis 1965	1999
Heft 25	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 1999 / 2000	2000
Heft 26	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 2001	2001
Heft 27	Approaching Agricultural technology and Economic Development of Central and Eastern Europe	2001
Heft 28	6 th International Symposium on Fruit, Nut, and Vegetable Production Engineering	2001
Heft 29	Measurement Systems for Animal Data and their Importance for Herd Management on Dairy Cow Farms	2002
Heft 30	Produktion, Verarbeitung und Anwendung von Naturfasern	2002
Heft 31	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 2002	2002
Heft 32	Biogas und Energielandwirtschaft - Potenzial, Nutzung, Grü- nes Gas TM , Ökologie und Ökonomie	2003
Heft 33	Sozioökonomische Aspekte zu Perspektiven des Offen- landmanagements	2003
Heft 34	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 2003	2003
Heft 35	Energieholzproduktion in der Landwirtschaft Potenzial, Anbau, Technologie, Ökologie und Ökonomie	2004
Heft 36	High-Tech Innovationen für Verfahrensketten der Agrarpro- duktion. Statusseminar 2003	2004
Heft 37	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 2004	2004
Heft 38	Die Landmaschinenprüfung in der DDR 1951-1991 und ihre Vorgeschichte	2004
Heft 39	Energieverlust und Schimmelpilzentwicklung bei der Lage- rung von Feldholz-Hackgut	2005
Heft 40	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 2005	2005

Heft 41	Demonstration der Langzeitwirkung bedarfsorientierter Fungizidbehandlung mit dem CROP-Meter	2005
Heft 42	Biochemicals and Energy from Sustainable Utilization of herbaceous Biomass (BESUB)	2005
Heft 43	Ozontes Waschwasser zur Qualitätssicherung leichtverderblicher Produkte - Entwicklung einer <i>Fuzzy-Logic</i> -Steuerung des Waschprozesses	2005
Heft 44	Messsystem zur Bewertung des Unkrautvorkommens	2005
Heft 45	Anwendung der Thermographie zur Optimierung der Belüftungssteuerung bei der Lagerhaltung landwirtschaftlicher Produkte	2005
Heft 46	Membranbioreaktor zur Aufbereitung von Schlachthofabwässern Prozesssteuerung von Biogasanlagen mit Kofermentation	2005
Heft 47	Verschleißeinfluss auf das Förderverhalten von Drehkolbenpumpen	2005
Heft 48	Qualitätserhaltung und Qualitätssicherung von Bioobst und Biogemüse in der Nachernte	2005
Heft 49	Miniaturisiertes Datenerfassungs-System zum Implantieren in Früchte und zur Messung ihrer mechanischen Belastung durch Ernte- und Nachernteverfahren	2005
Heft 50	Prozesskontrolle der Qualität von frischem Obst und Gemüse mit Hilfe eines Multigas-Sensors	2005
Heft 51	Entwicklung eines Echtzeitsensors für die Stärkebestimmung bei Kartoffeln als funktionaler Bestandteil eines optoelektronischen Verleseautomaten	2005
Heft 52	Optimierte Steuerung von Getreide-Schachttrocknern	2005
Heft 53	Möglichkeiten und Grenzen der energetischen Nutzung von Rizinusöl	2005
Heft 54	Non-Destructive Methods for Detecting Health-Promoting Compounds COST Action 924 Working Group Meeting	2005
Heft 55	4 th IFAC / CIGR Workshop Control Applications in Post - Harvest and Processing Technology (CAPPT 2006) 26th - 29th March 2006, Potsdam, GERMANY	2006
Heft 56	Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft Workshop 2006	2006
Heft 57	Kontrolle der Frische in der Nacherntekette von Ökogemüse	2006

Heft 58	Entwicklung eines innovativen Dekontaminationsverfahrens als Technologieantwort auf zukünftiges Qualitätsmanagement im Nacherntebereich	2006
Heft 59	Experimental Studies and Mathematical Modelling of Solar Drying System for Production of High Quality Dried Tomato	2007
Heft 60	13. Workshop Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft & 4. Workshop Precision Farming	2007
Heft 61	Energiepflanzen im Aufwind Wissenschaftliche Ergebnisse und praktische Erfahrungen zur Produktion von Biogaspflanzen und Feldholz	2007
Heft 62	14. Workshop Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft	2008
Heft 63	Experten-Workshop Lagerung von Holzhackschnitzeln	2008
Heft 64	Postharvest unlimited 2008	2008
Heft 65	Vom Agrarrohstoff zu neuen Produkten – Verfahrenstechnische Forschung im Nacherntebereich	2009
Heft 66	16. Arbeitswissenschaftliches Kolloquium des VDI-MEG Arbeitskreises Arbeitswissenschaften im Landbau	2009
Heft 67	Monitoring der methanbildenden Mikroflora in Praxis-Biogasanlagen im ländlichen Raum: Analyse des Ist-Zustandes und Entwicklung eines quantitativen Nachweissystems	2009
Heft 68	Wieviel Biogas steckt in Pflanzen? Abschluss- Symposium des "Biogas-Crops-Network" (BCN) 7. Mai 2009 Potsdam	2009
Heft 69	Image Analysis for Agricultural Products and Processes 27 to 28. Aug. 2009 Potsdam	2009
Heft 70	5th International Technical Symposium on Food Processing, Monitoring Technology in Bioprocesses and Food Quality Management 31. Aug. to 02. Sept. 2009 Potsdam	2009
Heft 71	Einsatz von Biogas in PEM-Brennstoffzellen	2009
Heft 72	Teilflächenspezifische Grunddüngung	2009
Heft 73	16. Workshop Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft 04. Mai 2010 Braunschweig	2010
Heft 74	Erschließung von Nachhaltigkeitspotenzialen durch Nutzung innovativer Sensortechnologien <i>-Prozesskette Getreide-</i>	2010
Heft 75	Erschließung von Nachhaltigkeitspotenzialen durch Nutzung innovativer Sensortechnologien <i>-Prozesskette pflanzliche Frischeprodukte-</i>	2010

Heft 76	International Workshop The future of the quarter individual milking 14. – 15. September 2010 Potsdam	2010
Heft 77	A flow cytometric approach to monitor the effects of gentle preservation techniques in the postharvest chain	2011
Heft 78	17. und 18. Workshop Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft 05. Mai 2011 Stuttgart und 09. Mai 2012 Osnabrück	2012

Interessenten wenden sich an:

Leibniz-Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim e.V.
Max-Eyth-Allee 100
14469 Potsdam

Tel.: (0331) 5699-820
Fax.: (0331) 5699-849
E-Mail: atb@atb-potsdam.de

Schutzgebühr: 13,- €