

Alexander Kluge

Institut für Pflanzenschutz in Ackerbau und Grünland

Methoden zur automatischen
Unkrauterkennung für die Prozesssteuerung
von Herbizidmaßnahmen



Dissertationen aus dem Julius Kühn-Institut

Kontakt:
Alexander Kluge
Westerhamer Weg 30
82024 Taufkirchen

Die Schriftenreihe „Dissertationen aus dem Julius Kühn-Institut“ veröffentlicht Doktorarbeiten, die in enger Zusammenarbeit mit Universitäten an Instituten des Julius Kühn-Instituts entstanden sind oder herausragende eigenständige Arbeiten aus den Forschungsgebieten des JKI darstellen.

Der Vertrieb dieser Monographien erfolgt über den Buchhandel (Nachweis im Verzeichnis lieferbarer Bücher - VLB) und OPEN ACCESS im Internetangebot www.jki.bund.de Bereich Veröffentlichungen.

Wir unterstützen den offenen Zugang zu wissenschaftlichem Wissen.
Die Dissertationen aus dem Julius Kühn-Institut erscheinen daher OPEN ACCESS.
Alle Ausgaben stehen kostenfrei im Internet zur Verfügung:
<http://www.jki.bund.de> Bereich Veröffentlichungen

We advocate open access to scientific knowledge. Dissertations from the Julius Kühn-Institut are therefore published open access. All issues are available free of charge under <http://www.jki.bund.de> (see Publications).

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation
In der Deutschen Nationalbibliografie: detaillierte bibliografische
Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

ISBN 978-3-930037-77-3

Herausgeber / Editor

Julius Kühn-Institut, Bundesforschungsinstitut für Kulturpflanzen, Quedlinburg, Deutschland
Julius Kühn-Institut, Federal Research Centre for Cultivated Plants, Quedlinburg, Germany

© Julius Kühn-Institut, Bundesforschungsinstitut für Kulturpflanzen sowie der genannten Universität, 2011.

Das Werk ist urheberrechtlich geschützt. Die dadurch begründeten Rechte, insbesondere die der Übersendung, des Nachdrucks, des Vortrages, der Entnahme von Abbildungen, der Funksendung, der Wiedergabe auf fotomechanischem oder ähnlichem Wege und der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen, bleiben, auch bei nur auszugsweiser Verwertung, vorbehalten.

Methoden zur automatischen Unkrauterkennerung für die Prozesssteuerung von Herbizidmaßnahmen

Von der
Fakultät Architektur, Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften
der Technischen Universität Carolo-Wilhelmina
zu Braunschweig

zur Erlangung des Grades eines
Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)
genehmigte

Dissertation

von
Alexander Kluge
geboren am 19.02.1978
aus Halle/Saale

Eingereicht am	13. April 2011
Disputation am	21. September 2011
Berichterstatter	Prof. Dr. Richter Prof. Dr. Zwerger

2011

Von der Fakultät Architektur, Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften
der Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig
zur Erlangung des Grades eines Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)
genehmigte Dissertation

Eingereicht am	13. April 2011
Disputation am	21. September 2011
Berichterstatter	Prof. Dr. Richter Prof. Dr. Zwirger

Widmung

Ich widme diese Arbeit meiner geliebten Mutter, die zu meinem größten Bedauern am 1. Mai 2009 im jungen Alter von nur 56 Jahren verstarb.

Danksagung

Bedanken möchte ich mich bei allen Personen, die mich bei der Anfertigung dieser Arbeit unterstützt haben. Dies umfasst die Betreuer und Referenten ebenso, wie die Mitarbeiter in der Abteilung Herbologie des Instituts für Pflanzenschutz in Ackerbau und Grünland des Julius Kühn-Instituts und meine Familie.

Vorveröffentlichungen der Dissertation

Teilergebnisse aus dieser Arbeit wurden mit Genehmigung der Fakultät, vertreten durch den Mentor der Arbeit, Prof. Dr. O. Richter, in folgenden Beiträgen vorab veröffentlicht:

- Kluge, A., Nordmeyer, H. (2009): Automated weed detection in winter wheat by using artificial neural networks. *Precision Agriculture*, 321 – 327.
- Kluge, A., Nordmeyer, H. (2008): Identifikation von *Galium aparine* mit Hilfe der digitalen Bildverarbeitung in Winterweizen. *Journal of Plant Diseases and Protection*, Special Issue XXI, 137 – 142.
- Kluge, A., Nordmeyer, H. (2008): Verfahren der Bildverarbeitung zur Unkrauterkenntung. 1. Nachwuchswissenschaftler-Forum, Julius Kühn-Archiv, 419, 70 – 80.
- Kluge, A.; Nordmeyer, H. (2007): Identifizierung von Unkräutern durch Bildanalyseverfahren. *Bornimer Agrartechnische Berichte*, 60, 150 – 155.
- Nordmeyer, H., Aulich, S., Kluge, A. (2005): Spatial and dynamic weed measurements and innovative weeding technologies *Precision Agriculture* (Ed. Stafford, J.), Wageningen Academic Publishers, 147 – 154.

Inhaltsverzeichnis

1	EINLEITUNG	1
2	PROBLEMSTELLUNG UND ZIELSETZUNG	5
3	WISSENSSTAND	8
3.1	Landwirtschaftliche Aspekte	8
3.1.1	Unkräuter auf Ackerflächen	8
3.1.2	Unkrautbekämpfung und Schadensschwellenkonzept	10
3.1.3	Precision Farming	13
3.1.4	Precision Farming in der Unkrautbekämpfung	15
3.1.4.1	Offline-Verfahren	15
3.1.4.2	Online-Verfahren	17
3.1.4.3	Herbizidapplikation	18
3.1.4.4	Ökonomische Auswirkungen	20
3.1.4.5	Ökologische Auswirkungen	22
3.1.4.6	Anwendung in der Praxis	23
3.2	Pflanzenerkennungssysteme	25
3.2.1	Optische Sensortechnik	25
3.2.1.1	Funktionsprinzip der optoelektronischen Sensoren	25
3.2.1.2	Weiterentwicklungen der optoelektronischen Sensoren	26
3.2.1.3	Weiterentwicklungen der optoelektronischen Sensoren zur Unterscheidung von Unkräutern und Kulturpflanzen	31
3.2.1.4	Unterscheidung von Unkräutern und Kulturpflanzen über die Spektralanalyse verschiedener Wellenlängen	31
3.2.1.5	Multisensorsysteme zur Unterscheidung von Unkräutern und Kulturpflanzen	36
3.2.2	Chlorophyll-Fluoreszenz	38
3.2.3	Künstliche Neuronale Netze	40
3.2.4	Active Shape Models	41
3.3	Bildererkennung	42
3.3.1	Farbbasierte Methoden (Colour based)	42
3.3.2	Texturbasierte Methoden (Texture based)	44
3.3.3	Form / Umriß basierte Methoden (Shape based)	44
3.3.3.1	Kantenerkennung	44
3.3.3.2	Eckenerkennung	47
3.3.3.3	Hough-Transformation	48
3.3.3.4	Template Matching	50
3.3.4	Auf räumliche Beziehungen ausgelegte Methoden (Spatial based)	52
3.4	Segmentierung	53
3.4.1	2D-Segmentierung	53
3.4.1.1	Differenzbild	55
3.4.1.2	Grauwertbilder - Histogramme	56

3.4.1.3	Farbbild/-räume.....	57
3.4.2	3D-Segmentierung	58
3.4.2.1	Fokussierung der Kamera	58
3.4.2.2	Lichtschnitt.....	60
3.4.2.3	Shape-from-Silhouette.....	60
3.4.2.4	Stereotriangulation	62
3.5	Klassifikation	64
3.5.1	Charakterisierung von Klassifikationsverfahren.....	64
3.5.2	Klassifikationsverfahren	64
3.5.2.1	Künstliche Neuronale Netze	64
3.5.2.2	Schließen mit Unsicherheit	66
3.5.2.3	Quader-Klassifikator	67
3.5.2.4	Abstandsklassifikator	67
3.5.2.5	Fuzzy-Klassifikator.....	68
3.5.2.6	Polynomklassifikator.....	69
3.5.2.7	Nächste Nachbarn Klassifikation.....	70
3.5.2.8	Bayes-Klassifikator	71
3.5.2.9	Clusterverfahren	71
3.5.2.10	Support Vector Machine (SVN)	72
3.5.3	Wissensbasierte Systeme und Expertensysteme	73
4	MATERIAL UND METHODEN	74
4.1	Hardware und Software	74
4.2	Labor- und Gewächshausversuche	79
4.2.1	Versuchsaufbau.....	79
4.2.2	Unkrautarten.....	81
4.2.3	Pflanzenanzucht.....	85
4.2.4	Versuchsdurchführung.....	87
4.3	Freilandversuche.....	92
4.3.1	Unkrautarten und Nutzpflanzen	92
4.3.2	Versuchsflächen	92
4.3.3	Versuchsdurchführung.....	94
4.4	Bildtransformationen.....	100
4.4.1	Vorverarbeitung.....	100
4.4.2	Segmentierung.....	102
4.4.2.1	Wasserscheidentransformation.....	102
4.4.2.2	Farbraumkonversion.....	102
4.4.2.3	3D-Rekonstruktion.....	104
4.4.3	Invarianz-Eigenschaft und Objektausrichtung	104
4.5	Bilderkennungsverfahren.....	108
4.5.1	Trainingsdatensätze	108
4.5.2	Bilderkennung	109
4.5.2.1	Kantenerkennung.....	109
4.5.2.2	Eckenerkennung	109
4.5.2.3	Hough-Transformation	110

4.5.2.4	Geometrische Merkmale	110
4.5.2.5	Template Matching.....	112
4.5.2.6	Filter	113
4.5.2.7	Neuronale Netze	114
4.5.2.8	Wissensbasierte Systeme	117
4.6	Statistische Auswertung.....	117
5	ERGEBNISSE.....	119
5.1	Segmentierung.....	119
5.1.1	Segmentierung durch Farbraumkonversion	119
5.1.2	Segmentierung durch Stereotriangulation	124
5.2	Kantenerkennung	125
5.3	Eckenerkennung.....	128
5.4	Hough-Transformation.....	129
5.5	Geometrische Merkmale.....	133
5.6	Ausrichtung.....	138
5.7	Template Matching	138
5.8	Winkelmethode kombiniert mit Neuronalem Netz	143
5.9	Graphenvergleich.....	146
5.10	Wissensbasiertes System	149
6	MODELLIERUNG DER AUSWIRKUNGEN VERSCHIEDENER UNKRAUTERKENNUNGSRATEN.....	151
6.1	Modellaufbau	153
6.2	Parameterschätzung	154
6.3	Zellulärer Automat.....	159
6.4	Modellrechnungen.....	162
6.5	Teilflächenapplikation.....	164
7	DISKUSSION.....	170
7.1	Verfahrenswahl und Einsatzstrategie.....	171
7.2	Segmentierung.....	173
7.3	Erkennungsverfahren	174

7.3.1	Ausrichtung	174
7.3.2	Ecken- und Kantenerkennung	175
7.3.3	Geometrische Merkmale	176
7.3.4	Hough-Transformation	177
7.3.5	Template Matching	178
7.3.6	Winkelmessung mit Bewertung durch Künstliche Neuronale Netze	180
7.4	Bewertung von Unkrautererkennungssystemen und deren Güte	181
7.5	Geschwindigkeitsbetrachtung	182
7.6	Modellrechnung	184
7.7	Integration der Herbizidmaßnahmen in die Prozesssteuerung der Herbizidapplikation	185
8	ZUSAMMENFASSUNG	187
9	AUSBLICK	191
10	LITERATURVERZEICHNIS	192
11	ANHANG	209
11.1	Liste der verwendeten Unkrautarten	209
11.2	Natives Interface zwischen C und Java	209
11.3	Hough-Algorithmus	214

Abkürzungsverzeichnis

A) Allgemein

ADALINE	A daptive L inear N eural E lement
AM	A ssociative M emories, Assoziativspeicher
AOS	A dvanced O ptoelectronic S ystem
API	A pplication P rogramming I nterface
ART	A daptive R esonant T heory
ASCOS	Name eines Satellitenpositionierungsdienstes
AVT	A llied V ision T echnologie
BAM	B idirectional A ssociative M emories, Bidirektionaler Assoziativspeicher
BEACON	Leuchtfener
BP	B ackpropagation
BSB	B rain- S tate-in-a- B ox
Casio-RAW	siehe RAW
CCD	C harge- c oupled D evice
CCN	C ascade C orrelation
CMOS	C omplementary M etal O xide S emiconductor
CPN	C ounter P ropagation
CPU	C entral P rocessing U nit
CUDA	C ompute U nified D evice A rchitecture
DCAM	D igital C amera Specification, siehe IIDC
DGPS	D ifferential- G PS
DNG	D igital N egative F ormat
EGNOS	E uropean G eostationary N avigation O verlay S ervice
EXIF	E xchangeable I mage F ile F ormat
FPGA	F ield P rogrammable G ate A rray
GIS	G eographisches I nformationssystem
GPGPU	G eneral- p urpose computing on G raphics P rocessing U nits
GPS	G lobal P ositioning S ystem
GRNN	G eneralized R egression N eural N etwork
GS20	Bezeichnung GPS-Gerät der Firma Leica
IIDC	I nstrumentation and I ndustrial C ontrol W orking G roup
JKI	J ulius K ühn- I nstitut
JNI	J ava N ative I nterface
JPEG	J oint P hotographic E xperts G roup
JPG	siehe JPEG
KI	K ünstliche I ntelligenz
LED	L ight E mitting D iode
LVQ	L earning V ector Q uantization, Lernvektor-Quantisierung
NLN	N eurologische N etzwerke
PNN	P robalistic N eural N etwork, Neuronales Netzwerk mit Wahrscheinlichkeitsverteilung

RAM	R andom A ccess M emory
RAW	Rohdatenformat
RBF	R adial B asis F unction
RCE	R educed C oulomb E nergy
RNN	R ecurrent N eural N etworks, Rekursive Neuronale Netze
SOFM	S elf- O rganizing F eature M ap
SVN	S upport V ector M achine
TIF	T agged I mage F ile F ormat
TIFF	siehe TIF
USB	U niversal S erial B us
bzw.	b eziehungsweise
Tab.	T abelle
Abb.	A bbildung
Kap.	K apitel
z.B.	zum B eispiel
u.a.	u nter a nderem
ca.	<i>circa</i> , zirka, ungefähr, annähernd
et al.	<i>et alius</i> , und andere
max.	m aximal
MAX	M aximum
MIN	M inimum
i.d.R.	i n d er R egel
RGB	R ot, G rün, B lau (eng. äquivalent)
HSV	H ue, S aturation, V alue (Farbton, Farbsättigung, Dunkelstufe)
R	rot
G	grün
B	blau
H	H ue (Hellwert)
S	S aturation (Sättigung)
V	V alue (Farbton)

B) Mathematische Operationen und Einheiten

kg	Kilogramm
ha	Hektar
pH	<i>pH-Wert</i>
cm	Zentimeter
m ²	Quadratmeter
°C	Grad Celsius
%	Prozent
t	Zeit
s	Sekunden
l	Länge
m	Meter
v	Geschwindigkeit

m/s	Meter pro Sekunde
€/ha	Euro pro Hektar
mph	miles per hour
km/h	Kilometer pro Stunde
kg/ha	Kilogramm pro Hektar
mm	Millimeter
nm	Nanometer
µm	Mikrometer
Pixel/mm	Pixel pro Millimeter
$I_x(u,v)$	Bildfunktion I in x-Richtung (horizontal) an der Stelle u, v
$I_y(u,v)$	Bildfunktion I in y-Richtung (horizontal) an der Stelle u, v
$\frac{\partial I}{\partial x}(u, v)$	Ableitung der Funktion I nach x an der Stelle u, v
$H^{G,\sigma}$	Gauß-Filter
\vec{n}_0	Normalenvektor
$Q(u,v)$	Corner Response-Funktion
α	Empfindlichkeit eines Detektors od. Drehwinkel
d	Abstand zum Ursprung des Koordinatensystems
φ	Winkel des Normalenvektors
M	Matrix
λ	Eigenwert
spur(...)	Die Spur einer Matrix
det(...)	Determinante einer Matrix
card{...}	Kardinalität
R	Referenzbild od. Inferenzrelation
d...	Abstandfunktionen
H	Histogramm
K	Intensitätswert
SMD_{xy}	Summe-Modulo-Differenz
P_{Grad}	Energie der Bildgradienten
ML(x,y)	Summe modified Laplace
Bel(A)	Glaubensfunktion
X	Merkmalsraum
Ω	Bedeutungsraum
W	gegebenes Wissen
B	neues Wissen
x_c	Zentrum einer Linse
r_{max}	Radius
ρ	Brechungsindex einer Linse
t_x, t_y	Translation in x- od. y-Richtung
$g(x,y)$	Grauwertfunktion
M_{ij}	Momente der Ordnung i, j
$\{\underline{x}, \underline{y}\}$	Schwerpunkt

μ_{pq}	zentrales Moment
$\text{cov}[I(x,y)]$	Kovarianzmatrix
$h(x, y)$	Filter
Π	Die Konstante: Pi
σ^2	Varianz im Gaußfilter
$h_{\text{Gauß}}$	Gaußfilter
H_x^{Filter}	Filter in x-Richtung mit dem Namen des Filters
H_y^{Filter}	Filter in y-Richtung mit dem Namen des Filters
$\text{sig}(a)$	Sigmoidfunktion
e	Die Konstante: Eulerzahl

C) Modellierung der Populationsdynamik

S_t	Samenpotential im Boden zum Zeitpunkt t
$P(K)$	Auflaufwahrscheinlichkeit der Samen zu Keimlingen
K	Besatzdichte der Keimlinge
J	Anzahl Jungpflanzen
D_{max}	Maximale Dichte der Jungpflanzen
K_m	Formparameter für die Funktion der Bildung reifer Pflanzen
$P(H)$	Wirkungsgrad der Unkrautbekämpfung
R	Besatzdichte reifer, samenbildender Pflanzen
$P(J)$	Überlebenswahrscheinlichkeit der Jungpflanzen zu reifen Pflanzen
F	Anzahl lebensfähiger Samen
G	Anzahl Kulturpflanzen
A_{max}	Maximale Anzahl lebensfähiger Samen pro Pflanze
δ, φ, λ	Formparameter für die Funktion der Samenbildung
$P(S)$	Überlebenswahrscheinlichkeit der nicht erfolgreich gekeimten Samen im Boden
$P(W)$	Überlebenswahrscheinlichkeit der neugebildeten Samen vor der Einarbeitung in den Boden
$P(E)$	Erkennungsgenauigkeit Unkrautarten

D) BBCH, Entwicklungsstadien nach BBA, BSA und IVA (CH)

0_	Keimung
1_	Auflaufen
11	Keimblätter/Spross durchbrechen Bodenoberfläche

- 13 Keimblätter beginnen sich zu entfalten
- 15 Keimblätter voll entfaltet
- 17 Zwischen den Keimblättern wird 1. Laubblatt sichtbar
- 2_ Blatt- und Sprossentwicklung
 - 21 1. Blattpaar oder Blattquirl gebildet
 - 23 2. Blattpaar oder Blattquirl gebildet
 - 25 3. Blattpaar oder Blattquirl gebildet
 - 27 4. Blattpaar oder Blattquirl gebildet
- 3_ Längen- bzw. Rosettenwachstum des Sprosses
- 4_ Seitensprossbildung
- 5_ Blütenknospenbildung
- 6_ Blüte
- 7_ Fruchtausbildung
- 8_ Samenreife
- 9_ Absterben

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Teilbereiche eines automatischen Unkrautbekämpfungssystems	6
Abb. 2: Komponenten von Precision Farming	14
Abb. 3: Reflexion einer Pflanze und von Boden, sowie Arbeitsbereiche der Fotodioden mit Filtern bei 650 und 850 nm (BILLER <i>et al.</i> , 1997)	26
Abb. 4: Schematischer Aufbau eines optoelektronischen Systems zur Pflanzenerkennung mit natürlicher Lichtquelle und Radarsensor zur Geschwindigkeitsermittlung (BILLER <i>et al.</i> 1997)	30
Abb. 5: Funktionsprinzip des Spektrographen - Doppel-Linse, Gitter, weitere Linse und CCD-Kamera (FEYAERTS <i>et al.</i> 1999B).....	33
Abb. 6: Reflexionsverhalten von Pflanzen und Boden (LÓPEZ-GRANADOS <i>et al.</i> 2007)	36
Abb. 7: Gemessene Korrelation zweier optischer Sensorsignale (RUCKELSHAUSEN <i>et al.</i> 1999)	37
Abb. 8: Energiezustände des Chlorophylls im Photosystem II einer Pflanze, verändert nach HOLUB (2003)	39
Abb. 9: Quantenausbeute verschiedener Unkrautarten im Keimblattstadium (links) und Laubblattstadium (rechts) (NORDMEYER <i>et al.</i> 2005).....	40
Abb. 10: Zuordnungsversuch verschiedener Umriss zu einer Pflanze (SØGAARD und HEISEL 2002)	41
Abb. 11: Anpassung eines Referenzumrisses (rot) an das zu untersuchende Objekt (SØGAARD und HEISEL 2002)	42
Abb. 12: Wellenlänge-Empfindlichkeit der Zapfen beim Menschen (GOLDSMITH 2007).....	43
Abb. 13: Vom Ursprung verschobene Parabelfunktion (x^2-2x+2 , obere Funktion). Ihre Ableitung (untere Funktion) schneidet die Abszissenachse an der Stelle ihres Extremums (hier Minimum)	45
Abb. 14: Repräsentation einer Linie im kartesischen Raum als Punkt im Houghraum	49
Abb. 15: Parameter der Hesseschen Normalform	50
Abb. 16: Verschiebung des Templates und Berechnung des Distanzbildes (verändert nach BURGER und BURGE 2006)	51
Abb. 17: Ein Objekt (links) mit einem zugehörigen Relationsgraphen (rechts)	52
Abb. 18: Problemdarstellung der zweidimensionalen Segmentierbarkeit (verändert nach ADELSON 1995)	54
Abb. 19: Differenzbildverfahren nach GERHARDS <i>et al.</i> (2002).....	56
Abb. 20: Position und Bewegung einer Kamera zur 3D-Erfassung eines Objekts mit dem Shape from Silhouette-Verfahren	61
Abb. 21: Aufnahme einer Szene mit zwei Kameras	62
Abb. 22: Elemente der Epipolarometrie (NORDMANN 2007)	63
Abb. 23: Beispiel eines Künstlichen Neuronalen Netzes mit verdeckter Schicht.....	65
Abb. 24: Entscheidungsmodell mit Fuzzy-Logik zur Unkrautbekämpfung nach (YANG <i>et al.</i> 2000).....	69
Abb. 25: K-Nächste-Nachbarn in einer zweidimensionalen Punktmenge mit $k=1$ (dunkelgrau) und $k=6$ (hellgrau).	70
Abb. 26: Bayer-Matrix eines Fotosensors	74

Abb. 27: Standardisierter Datenaustausch von verwendeten FireWire-Kameras	75
Abb. 28: Datenverarbeitung in der Kamera (ALLIED VISION TECHNOLOGIES, 2005)	76
Abb. 29: Kameraanordnung Stereobild.....	81
Abb. 30: Strategien zur Bildaufnahme unter Laborbedingungen	87
Abb. 31: Versuchsfelder in der Nähe von Helmstedt, Nordausrichtung (GOOGLE INC. 2010)	92
Abb. 32: Versuchsfeld des Julius Kühn-Instituts (GOOGLE INC. 2010).....	93
Abb. 33: Metallgestell als Geräteträger.....	95
Abb. 34: Seedorfer Feld: Versuchsfeld.....	96
Abb. 35: Trägerfahrzeug mit zwei Kameras und GPS-Ausrüstung	98
Abb. 36: Halterung mit künstlichem Licht und Schutz gegen Fremdlichteinfall	99
Abb. 37: Kameraposition in der Halterung mit künstlichem Licht.....	99
Abb. 38: Göttinger Zähl-/Schätzrahmen	100
Abb. 39: Originalbild (links), sphärisch verzerrtes Bild (rechts) mit $\rho = 1,8$	101
Abb. 40: Farbtonscala für HSV-Farbraum (TRAVIS 1991).....	103
Abb. 41: Grünfarbtöne (RGB-Darstellung) mit verschieden starker Helligkeit	104
Abb. 42: Translatorische Freiheitsgrade	105
Abb. 43: Rotatorischer Freiheitsgrad	106
Abb. 44: Effekt der Überanpassung auf die Fehlklassifikation des Agenten (ERTEL 2009)...	108
Abb. 45: Idealisiertes Template eines Blattquirls von <i>Galium aparine</i> mit 6 Blättern.....	112
Abb. 46: Orientierung zweier dikotyler Unkrautpflanzen und ihr Koordinatensystem (links: <i>Veronica hederifolia</i> , rechts: <i>Galium aparine</i>).....	115
Abb. 47: Einteilung eines Modellblattes in mehrere Abschnitte (hier 5) und Berechnung des Winkels zwischen Hauptachse und Schnittpunkt der Normalen mit der Kontur des Objekts.....	115
Abb. 48: Fallende Fehlerrate innerhalb des Künstlichen Neuronales Netzes während der Lernphase	117
Abb. 49: Unkräuter in Zuckerrüben, Schlag Rundstedter Winkel, Juni 2005	119
Abb. 50: Verunkrautung in Zuckerrüben. Segmentiertes Bild (Schlag Rundstedter Winkel, Juni 2005).....	120
Abb. 51: <i>Galium aparine</i> in Winterweizen. Gefäßversuche unter Halbfreilandbedingungen.....	121
Abb. 52: Referenzbild zur Unkrautverteilung im November 2005 (Schlag Seedorfer Feld)..	122
Abb. 53: Histogramm der Grünverteilungen zum Referenzbild Seedorfer Feld 2005	122
Abb. 54: Vom Hintergrund segmentierte Pflanzen (s. auch Abb. 52)	123
Abb. 55: Zweifach segmentiertes Bild – Unkräuter	124
Abb. 56: Zweifach segmentiertes Bild - Winterweizen	124
Abb. 57: Höhenbild (dargestellt durch Intensitätsverlauf) von einem von oben aufgenommenen Stereobild.....	125
Abb. 58: Kantenerkennung auf einem unsegmentierten Bild	126
Abb. 59: Kantenerkennung auf einem vorher segmentierten Bild.....	127
Abb. 60: Kantendetektion bei starker Verunkrautung mit <i>Galium aparine</i> in Winterweizen	127

Abb. 61: Kantenbild einer Unkrautsituation auf dem Feld mit markierten Ecken bei zu großer Empfindlichkeit des Eckendetektors	128
Abb. 62: Eingangsbild für Hough-Transformation	129
Abb. 63: Segmentiertes Bild in schwarz-weißer Darstellung	130
Abb. 64: Kantenbild einer segmentierten Unkrautaufnahme (Abb. 63)	130
Abb. 65: Die Bildpunkte im Hough-Raum (links) und die Schnittpunkte der Geraden im Houghraum (rechts)	131
Abb. 66: Erkannte Kulturpflanzenreihen mit der Hough-Transformation	132
Abb. 67: Erkanntes Unkraut mit der Hough-Transformation	132
Abb. 68: Unkrautverteilungssituationen	135
Abb. 69: <i>Galium aparine</i> -Pflanzen mit unterschiedlich ausgeprägtem Blattquirl in Originalgröße, dem originalen Gesamtbild entnommen	139
Abb. 70: Faltungsbild nach Template Matching I	139
Abb. 71: 3D-Repräsentation des Template Matching I	140
Abb. 72: Faltung nach Template Matching II	140
Abb. 73: 3D-Darstellung des Template Matching II	140
Abb. 74: Modell eines 6-blättrigen Quirls von <i>Galium aparine</i> mit Symmetrieeigenschaften	141
Abb. 75: Match-Punkte nach Schwellenwertoperation	142
Abb. 76: Mehrschichtiges, künstliches, neuronales Netzwerk	145
Abb. 77: Markante Punkte einer <i>Veronica hederifolia</i> -Pflanze im Keimblattstadium	146
Abb. 78: Graph zur Repräsentation aller im Zweiblattstadium befindlichen dikotylen Unkräuter	146
Abb. 79: Markierte signifikante Ecken für den Graphenvergleich; <i>Galium aparine</i> (5- bzw. 6-Blattquirle) und <i>Matricaria recutita</i>	147
Abb. 80: Graphen zur Repräsentierung des 5- und 6-Blatt-Quirls bei <i>Galium aparine</i>	147
Abb. 81: Graph der <i>Matricaria recutita</i> -Pflanzen	148
Abb. 82: Entscheidungsbaum zur Klassifikation von Unkräutern	149
Abb. 83: Entwicklungszyklus aller Samenunkräuter, dargestellt am Beispiel von <i>Galium aparine</i>	153
Abb. 84: Von der Zahl der Keimlinge abhängige Dichtefunktion der Jungpflanzen mit $D_{\max} = K_m = 500$ und einer Herbizidwirksamkeit von 0 %, 80 % und 90 %, zur Veranschaulichung hoher, praxisrelevanter Wirksamkeiten	156
Abb. 85: Samenbildung in Abhängigkeit unspezifizierter Keimpflanzen unter interspezifischer Konkurrenz	158
Abb. 86: Von Neumann-Umgebung	160
Abb. 87: Moore-Umgebung	161
Abb. 88: Entwicklung des Samenpotentials von <i>Galium aparine</i> für niedrige (im Durchschnitt ca. 10 Samen/m ²) und hohe (im Durchschnitt ca. 730 Samen/m ²) Ausgangssamengehalte bei 100 % Wirkungsgrad des Herbizids	163
Abb. 89: Berechnete Dichte von <i>Galium aparine</i> bei Verzicht auf Herbizide	164
Abb. 90: Anzahl reifer Pflanzen bei Variation der Erkennungsgenauigkeit eines Unkrauterkenntnisystems	165

Abb. 91: Räumliche Verteilung von <i>Galium aparine</i> bei Anwendung der teilflächenspezifischen Unkrautbekämpfung auf dem virtuellen Feld.....	167
Abb. 92: Simulierte Herbizideinsparungen bei verschiedenen Erkennungsraten des Unkrautererkennungssystems.....	169

Tabellenverzeichnis

Tab. 1:	Kurzcharakteristik einiger wichtiger Unkrautarten im Getreide (verändert nach KEESS und GEHRING 2001)	10
Tab. 2:	Bekämpfungsschwellen für Unkräuter bei der Frühjahrsbehandlung in Wintergetreide (GEROWITT und HEITEFUSS 1990)	11
Tab. 3:	Kornertragsverluste (kg / ha je Unkrautpflanze / m ²) durch Unkräuter im Getreide (FLATTER und PALLUTT 1996)	12
Tab. 4:	Kosten verschiedener Boniturverfahren, Kosten der Applikationstechnik (nach OEBEL 2006)	21
Tab. 5:	Farbräume, sortiert nach Anwendungsgebiet	57
Tab. 6:	Übersicht über einige Künstliche Neuronale Netze, aufgestellt in Anlehnung nach HAUN (2007)	66
Tab. 7:	Typ, Betriebsmodi, Brennweiten und Auflösungen der verwendeten Digitalkameras	77
Tab. 8:	Fruchtfolgen der Versuchsflächen (WW = Winterweizen, ZR = Zuckerrüben, WG = Wintergerste)	93
Tab. 9:	Geometrische Objektmerkmale von Pflanzenblättern	111
Tab. 10:	Geometrische Merkmale und Pixelanzahl im Entwicklungsstadium BBCH 10 bis 12 der <i>Galium aparine</i> -Pflanzen (n = 400)	133
Tab. 11:	Veränderung der Erkennungsrate von <i>Galium aparine</i> in Abhängigkeit vom Entwicklungsstadium (BBCH kodiert)	134
Tab. 12:	Erkennungsraten bei der Unterscheidung von <i>Galium aparine</i> und Winterweizen bei unterschiedlicher Unkrautverteilung (zufällig: sowohl innerhalb, als auch zwischen den Saatreihen) über einen Zeitraum von 6 Tagen zusammengefasst, BBCH 10-12	135
Tab. 13:	Einzelne Objektmerkmale verschiedener <i>Galium aparine</i> -Pflanzen (A bis G)	136
Tab. 14:	Erkennungsrate: Unterscheidung von <i>Galium aparine</i> und Winterweizen in Vegetationsschalen bei unterschiedlicher Unkrautverteilung (idR = in der Reihe ; zdR = zwischen den Reihen)	137
Tab. 15:	Erkennungsraten (<i>Galium aparine</i>) durch Template Matching	141
Tab. 16:	Erkennungsraten Template Matching mit Blattquirlen	142
Tab. 17:	Errechnete Winkel an den Stützstellen (<i>Veronica hederifolia</i>), n = 40	143
Tab. 18:	Errechnete Winkel an den Stützstellen (<i>Galium aparine</i>), n = 40	144
Tab. 19:	Ergebnisse der Klassifikation von <i>Veronica hederifolia</i> und <i>Galium aparine</i> durch ein künstliches neuronales Netz	145
Tab. 20:	Modellierung der Populationsdynamik verwendete Parameter	155
Tab. 21:	Parameter für die Simulation	163
Tab. 22:	Teilflächen eines Unkrautererkennungssystems mit variierenden Erkennungsraten	168

1 Einleitung

Landwirtschaft dient der Bevölkerung zur Versorgung mit Nahrung und befriedigt damit ein körperliches Existenzbedürfnis (MASLOW 1943). Ferner ist es aus ökonomischer Sicht für den Landwirt ein Ziel, einen möglichst hohen Ernteertrag zu erzielen. Die Ernteerträge werden neben abiotischen Einflüssen durch Krankheiten, Schädlinge und Unkräuter gefährdet. Bei Krankheiten werden die Ernteverluste weltweit auf 9 bis 16 % und bei Schädlingen auf ca. 15 % geschätzt. Die durchschnittlichen Ertragsrückgänge durch eine unterlassene Unkrautbekämpfung werden aufgrund von Expertenbefragungen deutlich höher eingeschätzt (ANONYM 2003). Danach liegen die Ertragsrückgänge bei Wintergetreide im Mittel bei 50 %, bei Körnermais bei 60 % und bei Zuckerrüben bei 75 %. Nach SCHALLER und WEIGEL (2007) erleidet die weltweite Nahrungsmittelproduktion durch Unkräuter dagegen nur einen Verlust der Erträge von 12 %. Der durch Unkräuter hervorgerufene Schaden besteht in erster Linie darin, dass der Funktionswert einer Fläche im Sinne der Landbewirtschaftung beeinträchtigt wird (ZWERGER 1995).

In der Landwirtschaft gibt es verschiedene Produktionssysteme. Konventionelle, integrierte und ökologische Landwirtschaft können dabei im Interesse einer nachhaltigen Land- und Ernährungswirtschaft nebeneinander existieren. Nach den Ergebnissen der Agrarstrukturhebung 2007 gab es in Deutschland 14.500 ökologisch wirtschaftende Betriebe, was 3,9 % aller landwirtschaftlichen Betriebe entspricht. Diese Betriebe bewirtschafteten im Jahr 2008 5,1 % der gesamten landwirtschaftlich genutzten Fläche (STATISTISCHES BUNDESAMT 2009). Ziel der Bundesregierung war es, den Anteil des ökologischen Landbaus in Deutschland auf 20 % zu erhöhen (BMELV 2005A).

Für die Mehrzahl der landwirtschaftlichen Betriebe bietet der integrierte Landbau die besten Perspektiven. In der integrierten Landwirtschaft steht die effiziente Produktion von Lebensmitteln und Industrierohstoffen (ökonomischer Faktor) im Gleichgewicht mit der ökologischen Verträglichkeit (ökologischer Faktor). Dabei wird sich als Ziel gesetzt, dass unter Abwägung aller Bewirtschaftungsmöglichkeiten (inklusive konventioneller Bewirtschaftung) eine standortgerechte, umfassende und möglichst naturnahe Bewirtschaftung erfolgt. Durch diese Zielvorgabe grenzt sich diese Form der Landwirtschaft von der konventionellen sowie der ökologischen Landwirtschaft ab.

Innerhalb der integrierten Landwirtschaft nimmt der Pflanzenschutz einen wichtigen Platz ein. In der konventionellen Landwirtschaft wird jeder technische Fortschritt genutzt, um Produktivitätssteigerungen zu erreichen. Wirtschaftlich betrachtet wird damit natürliches durch künstliches Kapital substituiert. Ökologische Zielsetzungen werden nur im Rahmen rechtlicher Vorgaben (z. B. Umweltschutzaufgaben) erfüllt und verursachen damit im Vergleich zu den beiden anderen Wirtschaftsweisen die meisten negativen, externen Effekte (NOELL 2002).

In der ökologischen Landwirtschaft werden die Ressourcen in Abstimmung auf den Stoff- und Naturkreislauf verwendet, so dass im Vergleich zur integrierten Landwirtschaft die Substitution von natürlichen durch künstliches Kapital vermieden wird. Zudem wird versucht, über möglichst umweltverträgliche, zumeist biologische Präparate oder den Einsatz von Nützlingen Schäden zu begrenzen.

Beim integrierten Pflanzenschutz wird der Einsatz von Pflanzenschutzmitteln an die jeweilige Bedarfssituation angepasst. Erst beim Überschreiten bestimmter Schadensschwellen sollen Pflanzenschutzmittel eingesetzt werden, was ökonomisch den Gewinn bei gleichbleibender Ertragsstabilität maximiert und aus ökologischer Sicht sowohl vom Aussterben bedrohte Pflanzen fördern kann, als auch die Belastung des Bodens und der Gewässer verringert. Damit ist dieser Ansatz dazu geeignet die Zielstellungen der Politik und des Umweltschutzes zu erfüllen.

Unkräuter konkurrieren mit den Kulturpflanzen um begrenzt verfügbare Wachstumsfaktoren wie Licht, Wasser und Nährstoffe. Außerdem können insbesondere im Acker- und Gemüsebau ein erhöhter Feuchtegehalt bei der Ernte, ein erhöhter Fremdbesatz mit Unkrautsamen (Schwarzbesatz), eine Übertragung von Krankheiten und Schädlingen sowie Erntebehinderungen durch Unkräuter verursacht werden (ZWERGER und AMMON 2002).

Die Unkrautbekämpfung ist daher eine der wichtigsten Maßnahmen zur Sicherung der Erträge. Eine herausragende Stellung hat in den letzten Jahrzehnten die chemische Unkrautbekämpfung eingenommen. Es werden nach Schätzungen heute in Deutschland etwa 80 bis 95 % der Getreide- und Rapsflächen und etwa 99 % der Zuckerrüben- und Maisflächen mit Herbiziden behandelt (MERKES *et al.* 2003). Die Auswahl und Anwendung der Herbizide erfolgt dabei auf der Grundlage der vorkommenden

Unkrautarten, insbesondere nach der Leitverunkrautung. Im Allgemeinen wird die Herbizidspritzung einheitlich auf einer Fläche durchgeführt. Eine Berücksichtigung des räumlich heterogenen Unkrautvorkommens erfolgt dabei nicht. Durch Teilflächen-, Rand- und Einzelpflanzenbehandlungen lassen sich in vielen Fällen jedoch großflächige Bekämpfungsmaßnahmen vermeiden (BMELV 2005A). Im Jahr 2008 wurden in der Bundesrepublik Deutschland 43.420 Tonnen Pflanzenschutzwirkstoffe (Herbizide, Insektizide, Fungizide, Sonstige) im Inland abgesetzt. Davon entfielen 18.626 Tonnen (42,9 %) auf Herbizide in 209 zugelassenen Pflanzenschutzmitteln (BMELV 2008b).

Pflanzenschutz darf in Deutschland nur nach guter fachlicher Praxis durchgeführt werden. Zur guten fachlichen Praxis gehört es, dass die Grundsätze des integrierten Pflanzenschutzes, der Schutz des Grundwassers und angrenzender Biotope, beachtet werden und, dass keine Gefahren für die Gesundheit von Mensch und Tier sowie für den Naturhaushalt entstehen (GESETZ ZUM SCHUTZ DER KULTURPFLANZEN 1998, 2009). Die Grundsätze für die Durchführung der guten fachlichen Praxis im Pflanzenschutz beinhalten u.a. die bestimmungsgemäße und sachgerechte Anwendung von Pflanzenschutzmitteln (BMELV 2006).

Grundsätzlich ist die Anwendung von Pflanzenschutzmitteln damit in Deutschland auf einem hohen Schutzniveau geregelt. Integrierter Pflanzenschutz ist eine Kombination von Verfahren, bei denen unter vorrangiger Berücksichtigung von vorbeugenden, biologischen und mechanischen Maßnahmen die Anwendung chemischer Pflanzenschutzmittel auf das notwendige Maß beschränkt wird.

Seitens der Politik wurden in den letzten Jahren vermehrt Anstrengungen unternommen, auf der Grundlage der guten fachlichen Praxis, der Grundsätze des integrierten Pflanzenschutzes sowie der gesetzlichen Rahmenbedingungen (z. B. Gesetz zum Schutz der Kulturpflanzen, 1998) Vorgaben für eine Reduzierung des Pflanzenschutzmitteleinsatzes zu machen. Das Reduktionsprogramm chemischer Pflanzenschutz (BMELV 2005B) und der nationale Aktionsplan zur nachhaltigen Anwendung von Pflanzenschutzmitteln (BMELV 2008A) sollen dazu beitragen, Risiken des Pflanzenschutzes zu mindern.

Dennoch können schädliche Auswirkungen durch die Anwendung von Pflanzenschutzmitteln auf den Naturhaushalt und das Grundwasser nie ganz

ausgeschlossen werden, da die Wirkstoffe bei der Ausbringung teilweise auf und in den Boden als offenes System gelangen. Belastungen des Oberflächen- und Grundwassers sind daher nicht grundsätzlich auszuschließen. Das Gefährdungspotential hängt von der Aufwandmenge, dem Anwendungszeitpunkt und der Häufigkeit einer Anwendung sowie der Art der Ausbringung ab.

Die heterogene Verteilung von Unkrautpopulationen auf landwirtschaftlich genutzten Flächen (HÄUSLER und NORDMEYER 1999, OEBEL und GERHARDS 2005, NORDMEYER 2006) und die Berücksichtigung von wirtschaftlichen Schadensschwellen (GEROWITT und HEITEFUSS 1990), deuten darauf hin, dass bei Berücksichtigung des kleinräumlichen Auftretens der Unkräuter, die Anwendung von Herbiziden stark vermindert werden kann. Ökonomische und ökologische Vorteilswirkungen können damit verbunden sein. Die Höhe der Herbizidreduktion ist schlagbezogen und kann in Einzelfällen die Extremwerte von 0 bis 100 % annehmen (NORDMEYER und ZUK 2002). Das Vorkommen von Unkräutern kann aufgrund der zufälligen und ungleichmäßigen Samenverbreitung sowie kleinräumiger, heterogener Boden- und Standortverhältnissen, grundsätzlich als kleinräumig variabel angenommen werden.

2 Problemstellung und Zielsetzung

Umfangreiche Untersuchungen belegen, dass Unkrautpopulationen auf Ackerflächen heterogen verteilt sind (GERHARDS *et al.* 1997, DIELEMAN und MORTENSEN 1999, HÄUSLER und NORDMEYER 1999, OEBEL und GERHARDS 2005, NORDMEYER 2006, 2009). Für die Unkrautbekämpfung ergeben sich daher Möglichkeiten Herbizide durch gezielte Applikationen einzusparen und so ökonomische und ökologische Vorteilswirkungen zu erreichen. Für die Entscheidungsfindung zur örtlich differenzierten Herbizidapplikation sind Kenntnisse über das Unkrautvorkommen, deren räumliche Verteilung und Dichte erforderlich. Bisher ist die Unkrautdatenerfassung dazu zu zeitaufwändig und teuer, da Arbeiten zu großen Teilen manuell erfolgen müssen. Sichere, robuste und kostengünstige automatische Verfahren und Methoden standen bisher der landwirtschaftlichen Praxis nicht zur Verfügung.

Darüber hinaus wurden verschiedene Bekämpfungsstrategien entwickelt, deren Erfolge durch manuelle Erfassung von Unkräutern auf Ackerflächen nachgewiesen wurden (z. B. NORDMEYER *et al.* 1997). Auf diese Thematik wird näher in den Kapiteln 3.1.2 und 3.1.3 eingegangen. Die manuelle Erfassung der Verunkrautung durch Feldbegehung ist sehr zeitaufwändig und damit Personalkosten intensiv, so dass dieses Verfahren, außer im Rahmen von Forschungsarbeiten, nicht in der landwirtschaftlichen Praxis angewendet werden kann. Es würde nicht nur die ökonomischen Vorteile des Verfahrens neutralisieren, sondern sogar höhere Kosten verursachen als einheitliche Ganzflächenverfahren (TOEWS 2005). Die einzige Möglichkeit einer Kostenneutralität, das heißt in diesem Bezug, dass außer den Fixkosten für die Anschaffung keine weiteren variablen Kosten durch die Benutzung des Systems entstehen, besteht darin, ein automatisiertes System zur Unkrauterkenntnis zu verwenden. Aus diesen Gründen ist die automatische Unkrauterkenntnis Gegenstand der aktuellen Agrarforschung. Es wird versucht eine Sensortechnik zu entwickeln, die zwischen Unkrautartengruppen, einzelnen Unkrautarten und Nutzpflanzen differenzieren kann.

Neben „einfachen“ Sensoren (z. B. FELTON *et al.* 1991), bietet sich dafür besonders die Bilderkennung und -verarbeitung an. Die Gebiete der Bildverarbeitung sind ein Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz (KI) und stellen eine eigenständige Disziplin dar. Zur Künstlichen Intelligenz gehören ebenfalls Agenten, Logik, Suche, Schließen mit

Unsicherheit (probabilistisches Schließen), maschinelles Lernen, Neuronale Netze, Fuzzy-Logik und die Verarbeitung natürlicher Sprachen (ERTEL 2009). In dieser Arbeit werden Kenntnisse aus den beiden Disziplinen der Künstlichen Intelligenz (RUSSEL und NORVIG 2003) und der Bildverarbeitung (JÄHNE 2005) verwendet.

Erkenntnisse aus der industriellen Bildverarbeitung können nur teilweise, stark angepasst oder nur in Spezialfällen auf diese spezielle Fragestellung angewandt werden, da bei der industriellen Bildverarbeitung Szenen arrangiert werden bzw. dafür Sorge getragen wird, dass z. B. Bauteile immer gleich angeordnet sind. Bei der Unkrauterkennung kann man diesen wichtigen Bestandteil in nur sehr seltenen Fällen konstruieren. HEMMING (2000), PEREZ *et al.* (2000) und JAFARI *et al.* (2006) sind der Überzeugung, dass Erkennungsverfahren, die auf Farb- und Konturmerkmale ausgerichtet sind, die am besten qualifizierten Methoden darstellen um Unkräuter zu erkennen. Diesem Ansatz folgt diese Arbeit, welche sich zum Ziel stellt, die Erkennung und Klassifikation von Unkrautarten voranzutreiben und darauf aufbauend Entscheidungsmodelle für eine situationsgerechte Herbizidapplikation zu entwickeln.

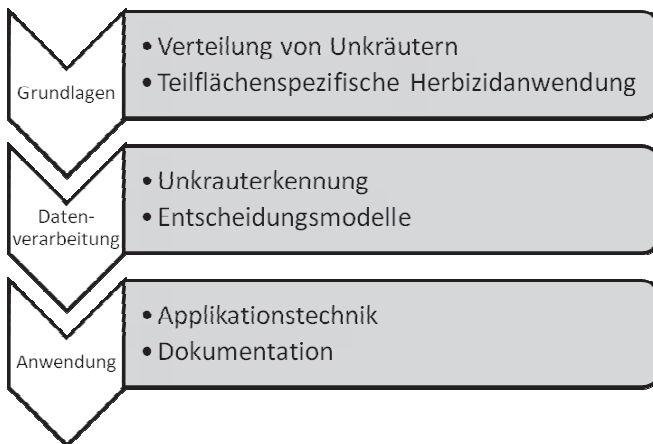


Abb. 1: Teilbereiche eines automatischen Unkrautbekämpfungssystems

Abbildung 1 verdeutlicht den Bereich den diese Arbeit in einem automatisierten Unkrautbekämpfungssystem einnimmt. Die Theorien über die heterogene Verteilung von Unkräutern, die in Kapiteln 3.1.1 und 3.1.2 beschrieben werden, sind bereits weitgehend

bekannt. Ebenso wurden die Auswirkungen und Machbarkeit von teilflächenspezifischer Unkrautbekämpfung (Kap. 3.1.3) untersucht, so dass es notwendig ist, sich mit der automatisierten Unkrautererkennung zu beschäftigen. Wenn diese Problematik gelöst werden kann, werden Techniken benötigt, die die gewonnenen Informationen auf der landwirtschaftlichen Fläche in eine entsprechende Herbizidapplikation umsetzen können. Konkret sind das Felspritzen, die teilabschaltbar sind und die verschiedene Herbizide zeitnah und verschieden konzentriert mischen und ausbringen können.

Vor diesem Hintergrund wird in der vorliegenden Arbeit die Erfassung und Erkennung von Unkräutern mittels bildanalytischer Verfahren untersucht. Die Ergebnisse bilden die Grundlage für eine teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung. Außerdem werden mit einem populationsdynamischen Modell, das mit einem zellulären Automaten gekoppelt ist, die Auswirkungen von Unkrauterkenntnisraten und Bekämpfungsstrategien auf die Entwicklung von Unkrautvorkommen und -verteilung simuliert. Abschließend werden die Unkrauterkenntnismaßnahmen in den Prozess der Unkrautbekämpfung integriert, wobei die Erkennung eine Einflussgröße auf die Prozesssteuerung ausübt.

3 Wissensstand

3.1 Landwirtschaftliche Aspekte

3.1.1 Unkräuter auf Ackerflächen

Unkräuter sind seit vielen 1000 Jahren auf Ackerflächen die Begleiter der Kulturpflanzen. Sie haben sich an die Kulturen und Anbauverfahren angepasst. Unkrautarten werden durch bestimmte Randbedingungen gefördert oder zurückgedrängt. Es kommt langfristig zu einer Selektion einer bestimmten Unkrautpopulation und bei einer Änderung der Bedingungen zu einer Verschiebung des Unkrautartenspektrums. Grundsätzlich sind auf Ackerflächen immer einige wenige Leitunkräuter mit hohen Dichten neben Arten mit geringen Dichten anzutreffen. Bei Winterkulturen dominieren die Herbst- und Ganzjahreskeimer. Bei Sommerungen sind dagegen in erster Linie Frühjahrs- und Sommerkeimer vorzufinden. Die moderne Landbewirtschaftung mit engen Fruchtfolgen und der Zunahme der Winterungen ist verantwortlich für das aktuelle Verunkrautungsbild auf Ackerflächen. Das Auftreten der Arten wird stark von den Bewirtschaftungsbedingungen beeinflusst. Im konventionellen Ackerbau dominieren im Wintergetreide z. B. *Alopecurus myosuroides*, *Apera spica-venti* und *Galium aparine*. In Zuckerrüben sind *Chenopodium album*, *Galium aparine* und *Matricaria*-Arten als bedeutende Unkräuter zu nennen. Hauptunkrautarten in Mais sind *Chenopodium album*, *Stellaria media*, *Fallopia convolvulus* und *Echinochloa crus-galli*.

Die Landwirtschaft steht in Deutschland unter einem hohen Kostendruck, so dass die Betriebe nach Möglichkeiten suchen müssen die Kosten zu reduzieren. Eine Möglichkeit besteht darin, nach Wegen zu suchen, den Einsatz von Pflanzenschutzmitteln zu reduzieren. Dazu bietet sich die Unkrautbekämpfung an, da sie einen Großteil der Pflanzenschutzmaßnahmen ausmacht und da Unkräuter innerhalb eines bestimmten Beobachtungszeitraumes im Vergleich zu anderen Schaderregern nur eine geringe zeitliche Variation aufweisen.

Die Definition für Unkräuter ist sehr vielfältig. Im eigentlichen Sinne sind es die Pflanzen, welche die Funktionalität von Flächen beeinträchtigen und damit unerwünscht sind. Damit ist es möglich jede Pflanze entweder als Unkraut oder als Nicht-Unkraut abhängig von ihrem Vorkommen zur Zeit ihres Auffindens zu bezeichnen. Diese

Schlussfolgerung lässt sich aus den vielen Definitionen zu Unkraut schließen. Nach ZWINGER (1995) kennzeichnet der Begriff Unkraut Pflanzen, die dort, wo sie wachsen, mehr Schaden als Nutzen verursachen.

Unkrautarten sind in unterschiedlichen Artenzusammensetzungen und Dichten auf Ackerflächen anzutreffen. Dabei können sie in monokotyle (Einkeimblättrige) und dikotyle (Zweikeimblättrige) Arten differenziert werden. Als monokotyle Arten sind z. B. *Alopecurus myosuroides* und *Apera spica-venti*, als dikotyle Arten z. B. *Galium aparine*, *Stellaria media* und *Matricaria* Arten auf Ackerflächen zu finden. Das phänologische Entwicklungsstadium von Pflanzen kann anhand des BBCH-Codes (BBCH 1994, HACK *et al.* 1992) beschrieben werden. Die Kenntnis des Entwicklungsstadiums ist von Bedeutung für die Unkrautbekämpfung da die Wirksamkeit der Herbizide von der Empfindlichkeit der Pflanzen abhängt. Grundsätzlich sind Pflanzen im Keimblatt- und frühen Laubblattstadium empfindlicher als weiter entwickelte Pflanzen. Auch für eine sichere Pflanzenerkennung z. B. mittels Bildanalyse ist das Entwicklungsstadium der Unkräuter von Bedeutung.

Unkräuter können einjährig (winterannuell, sommerannuell) oder mehrjährig (ausdauernd) sein. Zu den winterannuellen Arten gehört z. B. *Alopecurus myosuroides*, *Apera spica venti*, *Stellaria media*, zu den sommerannuellen Arten z. B. *Chenopodium album*, *Echinochloa crus-galli*. Als ausdauernde Arten sind auf Ackerflächen *Agropyron repens* und *Cirsium arvense* weit verbreitet. Für den Erhalt und die Ausbreitung der Unkräuter ist die Art der Vermehrung von entscheidender Bedeutung. Grundsätzlich kann zwischen einer generativen und vegetativen Vermehrung unterschieden werden. Einjährige Arten sind ausschließlich auf die generative Vermehrung angewiesen, während mehrjährige Arten sich auch vegetativ (z. B. über Rhizome) vermehren können. Die Anzahl der pro Pflanze gebildeten Samen ist ebenso artspezifisch wie die Lebensdauer der Samen im Boden wie aus Tabelle 1 beispielhaft für fünf ausgewählte Unkrautarten zu entnehmen ist.

Die Samen gelangen in den Boden und bilden den Samenvorrat. Ein Teil der Samen unterliegt einer Sterblichkeit z. B. durch Frost, Fraß von Tieren oder nicht vollständiger Samenentwicklung während der Reifephase. Ein anderer Teil läuft unter geeigneten Umweltbedingungen auf und bildet neue Unkrautpflanzen. Ein weiterer Teil unterliegt

weiterhin der Dormanz. Aus den zuletzt genannten Gründen ist es nicht möglich eine quantitative Aussage über die jährliche Verunkrautung auf einer Ackerfläche zu treffen.

Tab. 1: Kurzcharakteristik einiger wichtiger Unkrautarten im Getreide (verändert nach KEESS und GEHRING 2001)

	<i>Galium aparine</i>	<i>Matricaria sp.</i>	<i>Stellaria media</i>	<i>Fallopia convolvulus</i>	<i>Centaurea cyanus</i>
Keimzeit	Herbst bis Frühjahr	Herbst bis Frühjahr	ganzjährig (bes. Herbst u. Frühjahr)	Frühjahr bis Herbst	Herbst bis Frühjahr
Keimtemperatur	Kältekeimer (ab 1 °C)	2 - 35 °C	2 - 30 °C	ab 2 °C tiefegehendes Wurzelsystem	ab 2 °C tiefegehendes Wurzelsystem
Keimtiefe	1 - 5 (max. 20) cm	Flach- od. Oberflächenkeimer	0,5 - 3 cm, Flachkeimer	0,5 - 4 cm	0,5 - 3 cm
Samen pro Pflanze	Bis zu 500	Bis zu 5.000	Bis zu 15.000	Bis zu 200	Bis zu 5.000
Lebensdauer der Samen im Boden	bis zu 8 Jahre	> 10 Jahre	> 10 Jahre	> 20 Jahre	> 10 Jahre

3.1.2 Unkrautbekämpfung und Schadensschwellenkonzept

Eine Bekämpfung von Unkräutern kann mit indirekten oder direkten Verfahren durchgeführt werden. Zu den indirekten Maßnahmen gehören Fruchtfolge, Bodenbearbeitung, Saatbettbereitung, Sortenwahl, Standortwahl, Düngung, Saat- und Pflanzzeiten, Untersaaten, Zwischenfrüchte sowie Mulchsaat. Zu den direkten Maßnahmen gehören biologische, mechanische, thermische und chemische Verfahren. Aus ökonomischen Gründen werden chemische Verfahren mit Herbiziden mit unterschiedlichen Wirkmechanismen bevorzugt. Herbizide lassen sich in nicht-selektive und selektive Herbizide differenzieren. Die Auswahl der Herbizide folgt nach den auf der landwirtschaftlichen Fläche vorkommenden Leit- oder Problemunkräutern.

Ein wesentliches Ziel des integrierten Pflanzenschutzes ist es, Pflanzenschutzmittel nur dann einzusetzen, wenn sie ökonomisch rentabel sind. Das ist der Fall, wenn der Ertragsverlust durch Schaderreger (Unkraut) höher ist als die Kosten für die Bekämpfung. Um dieses in der Unkrautbekämpfung zu erreichen, wurde das

Schadensschwellenkonzept entwickelt und unter Praxisbedingungen überprüft (z. B. NIEMANN 1981, WAHMHOF 1983). Das Schadensschwellenkonzept geht auf den Beginn des Integrierten Pflanzenschutzes zurück. Üblich ist das Kriterium von festen Schadensschwellen: GEROWITT und HEITEFUSS (1990) geben beispielsweise für einjährige Ungräser einen Schadensschwellenbereich von 20 bis 30 Pflanzen/m² und für zweikeimblättrige Unkräuter 40 bis 50 Pflanzen/m² an. Für einzelne Unkrautarten liegen, wie aus Tabelle 2 zu entnehmen, die Schadensschwellen sehr niedrig. So sind zum Beispiel bei *Galium aparine* nur Dichten von 0,1 bis 0,5 Pflanzen/m² tolerierbar (BARTELS *et al.* 1983, MEINERT und MITTNACHT 1992).

Tab. 2: Bekämpfungsschwellen für Unkräuter bei der Frühjahrsbehandlung in Wintergetreide (GEROWITT und HEITEFUSS 1990)

Unkräuter	Pflanzen / m ²
<i>Galium aparine</i>	0,1 bis 0,5
<i>Fallopia convolvulus</i>	2
<i>Vicia hirsuta</i>	2
<i>Centaurea cyanus</i>	5
<i>Galeopsis ladanum</i>	3 bis 5
<i>Matricaria inodora</i>	3 bis 5
<i>Viola arvensis</i>	5 bis 20
<i>Stellaria media</i>	≥ 40

Die ermittelten Schadensschwellenwerte gelten für bestimmte ökonomische Rahmenbedingungen. Ändern sich diese Bedingungen (z. B. Getreidepreise) ändern sich auch die Schwellenwerte. So wird z. B. Ende der 1980er für *Alopecurus myosuroides* (Acker-Fuchsschwanz) ein Schwellenwert von 10 bis 20 Pflanzen pro Quadratmeter (WAHMHOF und HEITEFUSS 1985, NIEMANN 1986) definiert, während kurz nach der Jahrtausendwende 25 bis 35 Pflanzen pro Quadratmeter (WELLMANN und FEUCHT 2002) als tolerierbar angesehen werden. ZWARGER und AMMON (2002) geben für *Apera spica-venti* in Winterweizen bei Frühsaaten 10 Pflanzen und bei Spätsaaten 20 Pflanzen pro m² an. Für *Galium aparine* wird generell ein Wert von 0,1 Pflanzen pro m² angegeben.

PALLUTT und RODER (1992) sowie FLATTER und PALLUTT (1996) haben zur Vorhersage unkrautbedingter Ertragsverluste Konkurrenzindizes für einzelne Unkrautarten

entwickelt. Als Grundlage für ihre Schätzung verwendeten sie die Art und Zahl der im Frühjahr auftretenden Unkräuter (Tab. 3).

Tab. 3: Kernertragsverluste (kg / ha je Unkrautpflanze / m²) durch Unkräuter im Getreide (FLATTER und PALLUTT 1996)

Unkrautart	Winter-Weizen	Winter-Gerste
<i>Galium aparine</i>	10 - 30	10 - 30
<i>Centaurea cyanus</i>	10 - 30	10 - 20
<i>Galeopsis ladanum</i>	10 - 12	10 - 20
Ausfallraps	5 - 15	6 - 12
<i>Matricaria</i> -Arten	4 - 12	4 - 12
<i>Alopecurus myosuroides</i>	3 - 6	3 - 6
<i>Papaver rhoeas</i>	4 - 8	6 - 8
<i>Stellaria media</i>	4 - 8	6 - 8
<i>Apera spica-venti</i>	4 - 8	4 - 8
<i>Viola arvensis</i>	2 - 3	2 - 3
<i>Myosotis arvensis</i>	2 - 4	2 - 4
<i>Veronica</i> -Arten	1 - 4	1 - 3
<i>Fumaria officinalis</i>	1 - 2	1 - 2
<i>Capsella bursa-pastoris</i>	2 - 4	2 - 4
<i>Fallopia</i> -Arten	3 - 6	3 - 6
<i>Lamium</i> -Arten	1 - 2	2 - 3
<i>Chenopodium album</i>	2 - 4	-

Für die Durchführung der Unkrautbekämpfung nach Schwellenwerten ist es erforderlich, die Unkrautdichte auf den Flächen zu kennen. Dazu werden an repräsentativen Stellen auf einer Fläche von 0,1 m² die Unkräuter nach Individuendichte und Deckungsgrad mit einem Zählrahmen (Göttinger Rahmen) erfasst und die Bekämpfungsentscheidung für den Gesamtschlag getroffen.

Untersuchungen von AULD und TISDELL (1988) zeigten, dass auf Mittelwerten basierende Bekämpfungsentscheidungen für den Gesamtschlag nicht grundsätzlich zu einem wirtschaftlichen Resultat führten. Eine Unkrautbekämpfung nach Schwellenwerten ist nur im Nachauflaufverfahren möglich. Es ist daher immer zu klären, ob auf

Vorauslaufenwendungen zur Ertragssicherung verzichtet werden kann. Entscheidend ist der Beginn der Konkurrenzwirkung der Unkräuter.

3.1.3 Precision Farming

Unter Precision Farming ist die zielgerichtete und ortsdifferenzierte Bewirtschaftung landwirtschaftlicher Nutzflächen unter Berücksichtigung kleinräumiger, natürlicher Wachstumsbedingungen und aktueller Zustände zu verstehen (LAUDIEN und DOLUSCHITZ 2005). Eine Vielzahl von Studien dokumentiert die Heterogenität von Ackerschlägen hinsichtlich des Bodens (Körnung, Humus, Nährstoffe, pH-Wert, Feuchte) und des Schaderregervorkommens (KOCON und PODOLSKA 2008, GOTRA und MESHALKINA 2003, RATHOD *et al.* 2010, HEINZE *et al.* 2010, YANG und HOLMEN 2008).

Die Heterogenität kann durch geogene und pedogene Ursachen als auch durch anthropogene Faktoren verursacht sein. Die Entwicklung neuer Techniken hat dazu geführt, dass diese Heterogenität kleinräumig erfasst werden kann, und dass bei der Bodenbearbeitung, der Aussaat, der Düngung und dem Pflanzenschutz darauf reagiert werden kann. Precision Farming umfasst dabei sämtliche Bearbeitungsabläufe auf dem Feld. Für Precision Farming werden synonym häufig auch die Begriffe Teilflächenlandwirtschaft, Computeraided Farming, ortsdifferenzierte Bewirtschaftung, satellitengestützte Landwirtschaft, teilflächenspezifische Bewirtschaftung und präziser Pflanzenbau verwendet. Precision Farming ist mehr als nur Teilflächenbewirtschaftung wie in Abbildung 2 gezeigt wird.

Es ist das Hauptziel von Precision Farming Standortunterschiede zu erkennen und die Anbauplanung entsprechend anzupassen. Auf die Standortunterschiede kann mit der Bodenbearbeitung, der Aussaatmenge und -tiefe, der Düngungs- und Pflanzenschutzmaßnahmen reagiert werden. Die kleinräumige Bestandesführung ist an die lokale Ertragsfähigkeit innerhalb eines Feldes anzupassen. Dadurch lässt sich der Betriebsmitteleinsatz optimieren, die Ernteerträge sowie die Ertrags- und Produktqualität erhöhen.

Die kleinräumige Pflanzenbestandsführung ermöglicht den zielgerichteten Einsatz von Betriebsmitteln, so dass monetäre Einsparungen möglich sind und auch ökologische

Vorteile erreicht werden können. Die räumlich differenzierte Aufzeichnung von Kennwerten während aller Maßnahmen ermöglicht eine vollständige Dokumentation und stellt für den Betrieb insgesamt einen Informationsgewinn dar. Die Datenerfassung während verschiedener Maßnahmen (z. B. Ertragskartierung) ermöglicht nicht nur den Nachweis bereits erfolgter, sondern auch die Planung zukünftiger Bewirtschaftungsmaßnahmen.

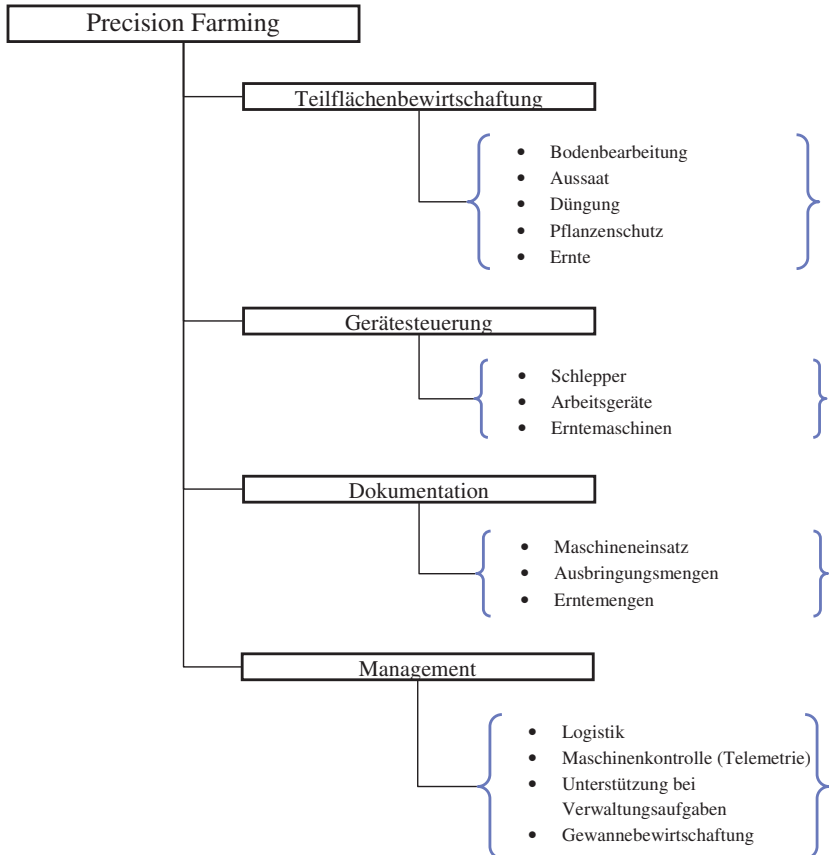


Abb. 2: Komponenten von Precision Farming

Bevor jedoch Maßnahmen auf der Grundlage von Precision Farming durchgeführt werden können, müssen die für die einzelnen Maßnahmen erforderlichen Basisdaten räumlich

hochaufgelöst ermittelt werden. Die erfassten Daten können mit Hilfe eines geographischen Informationssystems (GIS) räumlich dargestellt und die Maßnahmen geplant werden. Die landwirtschaftlichen Maschinen (Traktor, Mähdrescher) benötigen für die Durchführung ortsgenauer Maßnahmen Geräte zur Positionsbestimmung (Global Positioning System, GPS) und können damit auf ein Assistenzsystem zur automatischen Navigation, Lenkung und Steuerung umgerüstet werden.

Für die teilflächenspezifische Ausbringung von Düngern und Pflanzenschutzmitteln sind Düngerstreuer und Feldspritzen entsprechend umzurüsten. Die Durchführung von Precision Farming lässt sich grundsätzlich in 4 Schritte gliedern: Datenerfassung, Dateninterpretation, Durchführung der Maßnahmen, Bewertung der Maßnahmen (HÄUSLER 2002). Ausgangspunkt ist dabei in jedem Fall die Kenntnis der Heterogenität der Unkräuter sowie deren exakte Lageposition auf dem Feld und eine Positionierungstechnik die eine hinreichend genaue Führung und Steuerung der Landmaschinen ermöglicht. Das Ortungs- und Navigationssystem ist entsprechend den Genauigkeitsanforderungen zu wählen.

3.1.4 Precision Farming in der Unkrautbekämpfung

Die Unkrautbekämpfung ist ein Verfahrensschritt im Rahmen von Precision Farming und kann als Einzelmaßnahme oder als Teil eines Gesamtverfahrens durchgeführt werden. Eine teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung erfordert die Kenntnis des Unkrautvorkommens und -verteilung auf Ackerschlägen. Erforderlich sind Informationen über die vorkommenden Unkrautarten, deren Dichte und deren räumlicher Verteilung. Die Unkrauterfassung kann mittels manueller (z. B. Feldbegehung mit GPS) und/oder automatischer Verfahren (z. B. Sensoren) erfolgen. Dabei lassen sich grundsätzlich nach der Zeit, die zwischen Unkrauterkenntnis und Unkrautbekämpfung vergeht, zwei Verfahren unterscheiden: Offline- und Onlineverfahren.

3.1.4.1 Offline-Verfahren

Als Offline-Verfahren werden alle Verfahren bezeichnet bei denen eine zeitliche Trennung zwischen der Unkrauterfassung und der Herbizidapplikation vorliegt. Damit gehört die Fernerkundung mit Fluggeräten ebenso zu den Offline-Verfahren wie auch

Verfahren bei denen über die Ackerfläche gefahren wird, um die Unkräuter z. B. mit Sensoren zu erfassen und dann auf der Grundlage des Unkrautvorkommens eine Applikationskarte zu erstellen. In einem Folgeschritt muss dann die Ackerfläche ein weiteres Mal befahren werden, um die Herbizidapplikation ortsspezifisch durchzuführen.

Das Offlineverfahren bietet Vor- und Nachteile. Der größte Nachteil liegt in der notwendigen mehrfachen Befahrung der Ackerfläche. Es entstehen dadurch höhere Kosten an Betriebsmitteln, Maschinenzeiten und für Personal. Außerdem sollte das Befahren der Fläche so minimal wie möglich gehalten werden um mögliche negative Effekte wie z. B. Bodenverdichtung zu vermeiden (BRANDHUBER 2008). Diese Nachteile müssen dann durch entsprechende Herbizideinsparungen kompensiert werden, um das Verfahren wirtschaftlich durchführen zu können. Werden die einzelnen Teilschritte dieses Verfahrens nicht zeitnah umgesetzt, wachsen die Unkräuter zwischenzeitlich weiter und können ein Entwicklungsstadium erreichen, in dem sie unempfindlicher gegenüber Herbiziden sind. Dies erfordert dann unter Umständen, wenn die maximal zugelassene Aufwandmenge noch nicht ausgenutzt wurde, eine höhere Herbizidaufwandmenge für einen sicheren Bekämpfungserfolg. Ferner können in diesem Zeitraum weitere Unkräuter auflaufen.

Das Offlineverfahren bietet auch Vorteile gegenüber dem Onlineverfahren. Die Möglichkeit, die Herbizidmengen vor der Applikation teilflächenspezifisch berechnen zu können, führt zu geringen Restmengen unter Beibehaltung der konventionellen Spritztechnik. Dies ist ökonomisch und ökologisch positiv zu bewerten. Im Gegensatz dazu wird bei direkt einspeisenden Systemen nur die Menge an Spritzbrühe angemischt, die auch tatsächlich benötigt wird. Systembedingte Restmengen (Schlauchverbindungen) sind gering. Der größte Vorteil im Offlineverfahren bei Bildanalysen liegt in der Zeitspanne, die dem Unkrauterkenntnisalgorithmus zur Verfügung gestellt wird. Durch die hohe Komplexität der Algorithmen zur Bilderkennung benötigen diese viel Rechenzeit, die in einer Online-Anwendung i.d.R. mit heutiger Technik noch nicht zur Verfügung steht.

Teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung im Offline-Verfahren wurde von HÄUSLER (2002), OEBEL (2006), DICKE (2005) und NORDMEYER (2002) untersucht und durchgeführt. Dabei stand die Ermittlung des Herbizideinsparpotentials im Vordergrund der Untersuchungen.

3.1.4.2 Online-Verfahren

Im Gegensatz zum Offline-Verfahren ist das Online-Verfahren ein zeitlich integrierter Ansatz. Das Online-Verfahren lässt sich in zwei Unterarten differenzieren: In der Regel wird erwartet, dass kontinuierlich ein Signal oder Bild beispielsweise durch einen Sensor oder eine Kamera an der Vorderseite des Schleppers aufgenommen, ausgewertet und eine Herbizidbehandlung durch die angehängte Feldspritze, durchgeführt wird. Nimmt man unter dieser Definition an, dass aus der Distanz zwischen Kamera und Herbizidapplikationspunkt, sowie der Fahrgeschwindigkeit des Traktors, die maximal zur Verfügung stehende Laufzeit für den Algorithmus berechnet werden kann, so unterliegt man einem Trugschluss. Das nächste Bild kann erst dann berechnet werden, wenn das vorherige Bild vollständig verarbeitet wurde. In dieser Zeit ist das Erkennungssystem nicht einsatzbereit. Daraus folgt, dass ein System, das ohne räumliche Abstände zwischen zwei aufeinander folgenden Bildern den Boden erfassen soll, mindestens so schnell arbeiten muss wie der Traktor benötigt um die Aufnahmefläche zu überfahren. Im Fall dieser strengen zeitlichen Beschränkung erreicht man eine diskrete Abtastung der Ackerfläche.

Um eine weniger stark beschränkte Definition eines Online-Systems zu erfüllen, kann im ungünstigsten Fall höchstens ein Kameraausschnitt auf der Fläche zwischen Aufnahme- und Applikationspunkt berechnet werden. Allgemein lässt sich damit die Zeit für die Auswertung eines Bildes durch einen Algorithmus nach folgender Formel berechnen:

$$t[s] = \frac{l[m]}{v\left[\frac{m}{s}\right]}$$

t = maximale Zeit bis Algorithmus fertig sein muss

l = Abstand bis zum nächsten Aufnahmepunkt

v = Geschwindigkeit des Gespanns

Im Vergleich zur Herbizidbehandlung des ganzen Feldes ist die Handhabung bei Teilflächenbehandlungen für den Landwirt gleich, da er in beiden Fällen das gesamte Feld abfahren muss. Lediglich, dass sich die Spritze anders verhält (z. B. An-/Ausschalten der Spritze bzw. Teilbreiten des Spritzgestänges), unterscheidet sich von der gängigen Praxis. Für den Erfolg eines solchen Systems ist dies ein entscheidender Faktor. Für diesen funktionsintegrierten Ansatz der Onlineanwendung fehlt zurzeit die geeignete Applikationstechnik. Dies würde eine Direkteinspeisung des Herbizids in oder kurz vor

den Spritzdüsen ermöglichen. Bei Feldspritzen, die mehrere Tanks (Mehrkammerfeldspritzen) mit unterschiedlichen Herbizidmischungen und mehreren Spritzbalken verwenden, besteht die Problematik, dass die erforderlichen Mengen vor der Überfahrt nicht kalkulierbar sind und dadurch entweder mehrmals nachgefüllt werden muss oder das Herbizid übrig bleibt, welches entsorgt werden muss.

3.1.4.3 Herbizidapplikation

Precision Farming in der Unkrautbekämpfung kann nur mit geeigneter Spritztechnik erfolgreich durchgeführt werden. Dazu muss das Herbizid ortsdifferenziert, zielgenau mit hoher räumlicher Auflösung und erforderlicher Aufwandmenge appliziert werden.

Bei der Herbizidapplikation nach dem Prinzip des Precision Farmings sind unabhängig von der Online- oder Offlineverwendung drei Applikationsverfahren denkbar:

1. Konventionelle Feldspritzen
2. Feldspritzen mit Direkteinspeisung
3. Mehrkammerspritzen mit mehreren Spritzbalken

Konventionelle Feldspritzen können aus verschiedenen Gründen die Anforderungen von Precision Farming nur bedingt erfüllen und sind daher nur eingeschränkt einsetzbar.

Bei dem Verfahren der Direkteinspeisung wird ein Herbizid zeitnah zur Ausbringung in den Wasserstrom gemischt (z. B. SÖKEFELD *et al.* 2004). Dadurch ist ein schneller Wirkstoffwechsel oder das Zumischen weiterer Herbizide möglich.

Alle bisher entwickelten Direkteinspeisungssysteme sind jedoch bisher nur bedingt praxistauglich. Die heutigen Systeme der Direkteinspeisung von Pflanzenschutzmitteln erfüllen nicht die Anforderungen und können nur bedingt im Bereich Precision Farming eingesetzt werden. Die Arbeitsweise und Leistungsfähigkeit der bisher entwickelten Direkteinspeisungssysteme ist gekennzeichnet durch:

- Sehr lange Reaktionszeiten und große Wegstrecken, bis die erforderliche Pflanzenschutzmittelkonzentration an den Düsen ankommt,
- zu kleine Pflanzenschutzmittelbehälter, deren häufiger Wechsel zu einer erhöhten Kontaminationsgefahr für den Anwender führt, sowie eine zügige Applikation behindert,

- Reinigung entleerter Pflanzenschutzmittelbehältnisse und weitere Verwendung der Spülwässer erfordert hohe technische Aufwendungen mit nur mittelmäßigem Ergebnis,
- keine Dosierung von pulver-/granulatförmigen Pflanzenschutzmittel-formulierungen,

Direkteinspeisungssysteme (z. B. Agroinject) werden zur Nachrüstung konventioneller Feldspritzen von mehreren Herstellern vertrieben (z. B. Firma Dammann). Aufgrund der genannten Unzulänglichkeiten sind die Systeme jedoch nur unter bestimmten Randbedingungen einsetzbar. Nach Lösung der aufgezeigten Probleme kann grundsätzlich davon ausgegangen werden, dass ein Einsatz der Direkteinspeisung bei der Unkrauterkenntnis im Off- und Onlineverfahren möglich ist. Hierzu sind weitere Forschungs- und Entwicklungsarbeiten erforderlich.

Bei den Mehrkammerverfahren wird die Feldspritze mit mehreren Tanks, die unterschiedliche Herbizide enthalten (z. B. gegen monokotyle und dikotyle Unkrautarten), ausgerüstet. In der Teilflächenunkrautbekämpfung werden zurzeit Prototypen einer Dreikammerspritze mit drei getrennten Flüssigkeitssystemen (Herbizidmischungen) und drei Spritzbalken eingesetzt (OEBEL 2006). Dadurch können auf der Grundlage von Applikationskarten (Offline-Verfahren) oder bei Online-Erkennung Unkräuter gezielt bekämpft werden. Bei einer Applikation auf der Grundlage von Unkrautverteilungskarten kann die benötigte Spritzbrühe berechnet werden und Restmengen im Tank treten nicht auf. Die Anforderungen der landwirtschaftlichen Praxis an eine Teilflächenunkrautbekämpfung mit Online-Unkrauterkenntnis kann die Dreikammerspritze insbesondere für Großbetriebe nicht erfüllen. Gründe hierfür sind:

1. zu geringe Schlagkraft des Systems durch zu kleine Spritzmittelbehälter,
2. Herbizidbedarf bzw. Spritzmittelmenge vor der Applikation nicht bekannt,
3. häufigeres Befüllen der Spritze,
4. hohe zu erwartende Restmengen.

Im Offline-Verfahren hat man bereits Erkenntnisse über die Verunkrautung durch eine zusätzliche Feldüberfahrt gewonnen, so dass die benötigten Herbizide und deren Mengen berechenbar sind. Mit einer an diese Situation angepasste Spritze, können dann die verschiedenen Herbizide mittels Direkteinspeisung ausgebracht werden. Allerdings ist

davon auszugehen, dass zusätzliche Überfahrten zur Unkrauterfassung und Unkrautkartenerstellung in der landwirtschaftlichen Praxis nicht praktikabel sind.

3.1.4.4 Ökonomische Auswirkungen

Es ist davon auszugehen, dass eine Herbizidmaßnahme immer aus wirtschaftlichen Gesichtspunkten durchgeführt wird und daher die Akzeptanz der Landwirte von teilschlagspezifischen Methoden der Unkrautbekämpfung durch vorwiegend ökonomische Aspekte beeinflusst wird (KUNISCH 2002). Das Ziel einer Unternehmung in einem marktwirtschaftlichen System ist nach GUTENBERG (1998) die Gewinnmaximierung.

Das gilt auch für Precision Farming. Nach OEBEL (2006) üben die Herbizidkosten, die Preise der Ernteprodukte, die Schadwirkung der Unkräuter auf die Kultur, sowie die Verunkrautung in den Folgejahren einen Einfluss auf die Wirtschaftlichkeit der chemischen Unkrautbekämpfung aus. Zusätzlich stellt TOEWS (2005) fest, dass bei der Berechnung der Wirtschaftlichkeit von Precision Farming die Kosten für die Unkrauterfassung und die Applikationstechnik zusätzlich zu berücksichtigen sind.

LETTNER *et al.* (2001) untersuchten unter welchen wirtschaftlichen Bedingungen Precision Farming in der Unkrautbekämpfung durchführbar ist. Sie ermittelten kulturspezifische Einsparpotenziale und Flächengrößen für die Wirtschaftlichkeit des Verfahrens. Es wurden Einsparpotenziale von 12 bis 35 €/ha in Winterweizen, 16 bis 41 €/ha in Wintergerste, 12 bis 33 €/ha in Winterroggen, 15 bis 51 €/ha in Mais und 64 bis 151 €/ha in Zuckerrüben festgestellt.

Insgesamt ist festzustellen, dass Einsparpotenziale immer von dem eingesetzten Verfahren und der Kulturpflanze abhängig sind (KTBL 2001). Nach Einschätzungen von TIMMERMANN *et al.* (2003) belaufen sich die Kosten der automatischen Unkrautkartierung mit Bildverarbeitungsverfahren auf ca. 9 €/ha bei Umbaukosten der Feldspritze (12 m) von 13.200 €. Aus heutiger Sicht kann bedingt durch die steigenden Herbizidpreise und fallenden Technologiekosten bei gleicher Flächenleistung (1.500 ha/Jahr, 5 Jahre Nutzdauer) von niedrigeren Kosten ausgegangen werden. Industriekameras sind für weniger als 1.000 Euro und leistungsfähige Computer für etwa 2.000 Euro erhältlich. Eine sinnvolle Umrüstung einer 12-m-Feldspritze würde dann bei etwa 9.000 Euro liegen.

OEBEL (2006) verglich die Methoden des manuellen Boniturverfahrens, MiniGIS-Verfahrens und eines Bildverarbeitungsverfahrens auf Feldspritzen sowohl im Online-, als auch Offlinebetrieb. Dabei wurden für die Verfahren die zusätzlichen Kosten zur Applikationstechnik ermittelt, die in Tabelle 4 dargestellt sind.

Tab. 4: Kosten verschiedener Boniturverfahren, Kosten der Applikationstechnik (nach OEBEL 2006)

Unkrautboniturverfahren/Applikationstechnik	Kosten
Manuelle Bonitur	60,10 €/ha
MiniGIS Bonitur	26,60 €/ha
Kamerasystem offline	10,92 €/ha
Kamerasystem online	6,75 €/ha
Spritze, 21 m Breite, 3500 l Tank	8,35 €/ha
Dreikammerspritze, 21 m Breite	13,69 €/ha

Dafür unterlag die Herbizideinsparung einer hohen Variabilität, die zu Einsparungen bis zu 83 % (*Galium aparine* in Winterweizen) führte. Ausfallraps senkte das Einsparpotential auf 4 %. Demzufolge konnte eine Herbizideinsparung von 7,81 € bis 50,84 € pro Hektar erreicht werden.

Im Vergleich zu einem Online-Kamerasystem ist davon auszugehen, dass der Landwirt immer einen Gewinn bei Anwendung dieser Technik gegenüber konventioneller Technik erwirtschaften wird. In dieser Betrachtung sind weitere Synergieeffekte noch nicht betrachtet. So gehen ZWARGER *et al.* (2004) davon aus, dass auf größeren Flächen das Einsparpotential höher sein werde. Die Kosten für die Dokumentationspflicht für die Einhaltung von Vorschriften des Umweltschutzes können durch die Automatisierung verringert werden (AHLERS 2003) und verringerte Herbizidmengen können die N-Effizienz der Nutzpflanzen mit entsprechenden Auswirkungen erhöhen (DEIKE *et al.* 2005).

3.1.4.5 Ökologische Auswirkungen

Precision Farming in der Unkrautbekämpfung ermöglicht es durch eine ortsgenaue Erfassung von Unkrautarten und –dichten Herbizide räumlich gezielt und bedarfsgerecht anzuwenden damit das notwendige Maß einer Herbizidanwendung nicht überschritten wird. Grundsätzlich sind ökologische Vorteilswirkungen zu erwarten, da eine Reduzierung der Herbizidausbringung erreicht wird:

1. Verringerung potentieller Grund- und Oberflächenwasserbelastungen,
2. Verringerung potentieller Atmosphärenbelastung,
3. Förderung der biologischen Vielfalt auf Ackerflächen,
4. Förderung von Nützlingen,
5. Verminderung des Selektionsdruckes bei Unkräutern,
6. Erosionsschutz durch tolerierte Restverunkrautung.

Bisher gibt es nur wenige Untersuchungen die die ökologischen Auswirkungen und den Nutzen quantitativ belegen. ZUK *et al.* (2003) untersuchten den Einfluss der Unkrautverteilung und Teilflächenunkrautbekämpfung auf das Vorkommen von *Collembola* im Boden. Es konnten keine signifikanten Veränderungen festgestellt werden.

In Abhängigkeit vom gewählten Teilflächenkonzept (z. B. Schadensschwellen oder variable Aufwandmengen) werden Unkräuter toleriert, die zur Samenreife kommen und somit den Samenvorrat im Boden beeinflussen. Untersuchungen von NORDMEYER (2005) belegen, dass bei Teilflächenunkrautbekämpfung nach dem Schadensschwellenkonzept mit erhöhten Samengehalten im Boden in den Folgejahren zu rechnen ist.

BONGIOVANNI und LOWENBERG-DEBOER (2004) stellen heraus, dass, bedingt durch die verminderte Herbizidausbringung und den dadurch verminderten Selektionsdruck, bei den Unkräutern Resistenzbildungen zumindest verzögert würden. Den Einfluss von Precision Farming auf die Bodenerosion wird bei BORG *et al.* (2004) mit dem Erosionsmodell EROSION 3D simuliert. Ebenso modellierten SANTANA und SARAIVA (2009) die sich durch den Einsatz von Precision Farming ergebende biologische Vielfalt auf der Ackerfläche.

3.1.4.6 Anwendung in der Praxis

Für eine großflächige Anwendung von Precision Farming in der Unkrautbekämpfung stehen bisher keine praxistauglichen Erkennungs- und Applikationssysteme zur Verfügung. Daher steht Precision Farming in der Unkrautbekämpfung im Vergleich zu anderen landwirtschaftlichen Bereichen noch am Anfang seiner Entwicklung. Durch die Weiterentwicklung der Systeme ist jedoch zu erwarten, dass in Zukunft felddaugliche, universelle Erkennungssysteme zur Verfügung stehen.

OEBEL und GERHARDS (2005) entwickelten unter dem Namen TURBO (Teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung durch raumbezogene Bildverarbeitung im Offline- und Onlineverfahren) ein Unkrauterfassungssystem mit drei Kameras, die auf einer 21 m breiten Feldspritze verteilt sind. Mit Hilfe von Bispetralkameras werden zwei Bilder im roten und infraroten Wellenbereich aufgenommen und ein Differenzbild erstellt, welches dann weiter in ein Binärbild umgewandelt wird. Von diesem Bild wird ein Konturbild erstellt und mehrere Formparameter, die von SÖKEFELD und GERHARDS (2004b) bestimmt wurden, berechnet. Ausgehend von diesen Parametern wird eine Klassifikation, beruhend auf der Datenbank von OEBEL und GERHARDS (2005), der Pflanzen im Bild durchgeführt. Da die Schritte nach der Erstellung des Differenzbildes zu einem späteren Zeitpunkt als die Bildaufnahme erfolgt, handelt es sich um ein Offlineverfahren. Nutzpflanzen konnten bis 90 %, spezifische Unkräuter bis 94 %, monokotyle Pflanzen als Unkrautklassen bis 100 % und dikotyle Pflanzen als Unkrautklasse bis 81 % erkannt werden, so dass das ganze Unkrautererkennungssystem auf eine Unkrauterkenntnisrate von 88 % zu beziffern ist.

Das System erzeugte Applikationskarten und diente gleichzeitig der Dokumentation der angewandten Maßnahmen. Bei einer weiteren Überfahrt wurden anhand der Applikationskarte die Herbizidmaßnahmen gesteuert. Die Herbizide wurden mit einer Feldspritze ausgebracht, die aus drei Kammern besteht, in denen jeweils verschiedene Herbizidkombinationen vorhanden waren.

Für den Praxiseinsatz sind zurzeit hauptsächlich Techniken, die auf dem Prinzip der optischen Sensortechnik (Kap. 3.2.1) basieren, geeignet. Unter den Produktbezeichnungen WeedSeeker oder Detectspray sind beispielsweise solche Systeme verfügbar. Begründet darauf, dass nur eine Unterscheidung zwischen Pflanzen und Umgebung getroffen werden kann, wird das System hauptsächlich auf Straßen,

Gehwegen, Gleisen, Flughäfen und militärischen Anlagen vornehmlich in den USA und Australien eingesetzt. Die Geschwindigkeit der Fahrzeuge ohne Gleise beträgt bis 16 km/h (10 mph) und für Gleisfahrzeuge bis 80 km/h (50 mph) (TRIMBLE NAVIGATION LTD. 2010).

Ein Einsatz dieser Technik findet hauptsächlich im Obstbau statt, kann aber auch auf Ackerflächen, auf denen weitreihige Kulturen angebaut werden, zwischen den Reihen genutzt werden. Systeme, die mit Algorithmen der Bildverarbeitung funktionieren, wurden bis zum Jahr 2009 nicht in der Praxis eingesetzt. Im Herbst 2009 begann die Firma Agri Con mit Praxistests eines Unkrautsensors, der unter dem Namen „H-Sensors“ geführt wird, in Winterweizen. Dazu wurde eine konventionelle Feldspritze mit vier Kamerasystemen ausgestattet, die dann Teilbreiten der Feldspritze über unkrautfreien Flächen abschalten sollen.

Im Jahr 2011 soll der H-Sensor als Nachrüstsatz für alle handelsüblichen Feldspritzen verfügbar sein. Das System arbeitet nach dem Ausschlussprinzip; es wird immer ein Herbizid ausgebracht, es sei denn der Sensor erkennt, dass kein Unkraut vorhanden ist. Über die Geschwindigkeit des Systems gibt es noch keine genauen Auskünfte. Unterschieden wird nach drei Pflanzengruppen: monokotyle und dikotyle Unkrautarten sowie der Nutzpflanze.

3.2 Pflanzenerkennungssysteme

3.2.1 Optische Sensortechnik

Optoelektronische Systeme eignen sich zur Unterscheidung von Boden und Pflanzen da das Umgebungslicht unterschiedlich reflektiert wird. Das optoelektronische System Detectspray zur Unkrauterkenung und zur gezielten Bekämpfung wurde von FELTON *et al.* (1991) ursprünglich für kulturpflanzenfreie Flächen entwickelt. 1992 wurde es in Australien, Kanada und den USA für die Praxis angeboten und ist in verschiedenen Varianten für den Einsatz im Obst- und Weinanbau, zwischen den Reihen weitreihig gesäter Feldfrüchte, in Baumschulen oder auf Brachland erhältlich (BILLER 1998). Die verbesserten Systeme Weedseeker und Selectspray arbeiten mit den gleichen optischen Sensoren, unterscheiden sich jedoch hauptsächlich bezüglich der verwendeten Lichtquelle (BILLER 1996).

3.2.1.1 Funktionsprinzip der optoelektronischen Sensoren

Bei optoelektronischen Systemen wird ausgenutzt, dass Tageslicht von grünen Pflanzen grundsätzlich anders reflektiert wird als vom Boden oder von abgestorbenen Pflanzenresten. Grüne Pflanzen absorbieren das Umgebungslicht sehr stark in Wellenlängenbereichen zwischen 630 und 660 nm (rotes Licht) und reflektieren es sehr stark in Bereichen zwischen 750 und 1200 nm (nah-infrarotes Licht). Die Reflexion von Boden und abgestorbenen Pflanzenmaterial dagegen verläuft über das gesamte Spektrum nahezu linear und schwach ansteigend (Abb. 3).

Durch Berechnung des Quotienten der beiden Reflexionsgrade lassen sich unterschiedliche Werte für Boden und für grüne Pflanzen ermitteln. Beim Boden liegt der Quotient von nah-infrarot zu rot bei etwa 1,1 bis 1,5. Bei grünen Pflanzen ist der Quotient mit etwa 6 bis 15 deutlich höher (BILLER *et al.* 1997).

Basierend auf diesen Erkenntnissen wurde das optoelektronische System Detectspray zur Unkrauterkenung und zur gezielten Bekämpfung von FELTON *et al.* (1991), ursprünglich für kulturpflanzenfreie Flächen, entwickelt. Bei einigen neueren Ansätzen (FEYAERTS *et al.* 1999A, VRINDTS *et al.* 1999) werden vollständige Reflexionsspektren gemessen und zur Unterscheidung von Pflanzenarten mehrere verschiedene Quotienten berechnet.

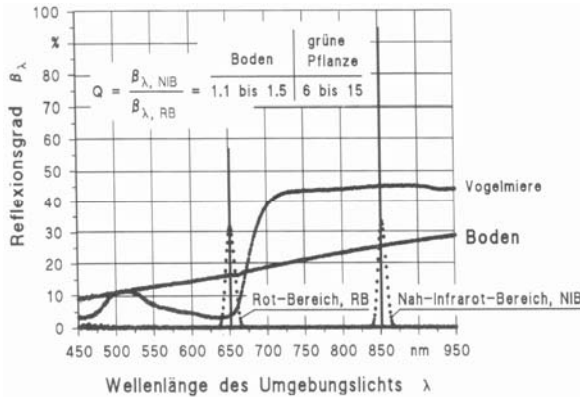


Abb. 3: Reflexion einer Pflanze und von Boden, sowie Arbeitsbereiche der Fotodioden mit Filtern bei 650 und 850 nm (BILLER *et al.*, 1997)

3.2.1.2 Weiterentwicklungen der optoelektronischen Sensoren

Ähnliche Systeme, wie z. B. Weedseeker (NTech Industries, USA, seit 2009 Trimble Navigation Ltd.) oder Selectspray (Firma Douven, Niederlande, seit 2001 Firma John Deere) werden in den Niederlanden bzw. den USA seit 1996 angeboten. Selectspray wird seit 2001 unter dem Namen Target Spray für den Einsatz auf Gleisen und Parkplätzen vertrieben. Das System Weedseeker wird in Europa von der Schweizer Firma Avidor angeboten (UHL und BILLER 2001). Sie verwenden eigene Lichtquellen und sind dementsprechend unabhängig vom Tageslicht. Detectspray wurde in Australien seit 2001 ebenfalls mit einer Lichtquelle ausgestattet (FELTON *et al.* 2002).

Weedseeker wurde ursprünglich für die Unkrauterkennung in Wein- und Obstanbaugebieten entwickelt und eingesetzt (HANKS und BECK 1998). Weedseeker und Selectspray sind mit zwei monochromatischen lichtaussendenden Dioden (LED's) ausgestattet, die Licht mit einer Wellenlänge von 670 bzw. 750 nm abstrahlen. Die Lichtbündel haben eine modulierte Frequenz, die sich von der Frequenz der Sonnenlichtstrahlung unterscheidet, so dass das reflektierte Licht der Leuchtdioden von der Reflexion des Sonnenlichtes getrennt werden kann. Das Licht wird durch eine Linse auf das Sichtfeld gebündelt. Von dort wird das Licht vom Boden und ggf. von Pflanzen

reflektiert und nach Bündelung durch eine zweite Linse von einer Fozelle empfangen. Dann wird es mit Hilfe eines Analog/Digital Wandlers in ein elektrisches Signal umgewandelt, das von einem Mikroprozessor entsprechend analysiert wird (DOHMEN 1996, AUDENAERT 1996). Nach Überschreitung eines vorher eingestellten Schwellenwertes werden auch bei diesen Systemen die Spritzdüsen mit Hilfe von Magnetventilen geöffnet.

HANKS und BECK (1998) testeten im Feldversuch in den USA Weedseeker und Detectspray zwischen den Reihen von Soja. Um die beiden Systeme zwischen den Reihen anwenden zu können, wurden Kunststoffhauben über den Sensoren und Spritzdüsen montiert, damit die Kulturpflanzen nicht in das Sichtfeld des Sensors gerieten, um nicht mit Herbiziden behandelt zu werden. Da Detectspray vom variierenden Umgebungslicht abhängig war, erwies es sich ohne weitere Modifikationen als ungeeignet für die Anwendung in Reihenkulturen. Mit Weedseeker konnten in diesem Versuch bis zu 85 % der Herbizide eingespart werden.

DOHMEN (1996) verwendete Weedseeker zur Unkrautbekämpfung auf Bahngleisen, dabei ließ sich eine Herbizideinsparung von über 60 % der Aufwandmenge, bezogen auf eine herkömmliche Ganzflächenapplikation, erreichen. AUDENAERT (1996) machte Versuche mit Selectspray auf Parkplätzen und Bahngleisen. Das System war bei unterschiedlichen Fahrgeschwindigkeiten (2, 4, 6, 8, 10 km/h) und auch bei Dunkelheit einsetzbar, es konnten im Vergleich zur Ganzflächenspritzung etwa 57 % Herbizide eingespart werden.

WARTENBERG und DAMMER (2002) befassen sich mit der Weiterentwicklung des Detectspray Systems. Hierbei wurden wie bei Weedseeker zusätzlich zur Aufrechterhaltung konstanter Reflexionsbedingungen zwei Diodenlichtquellen, die Licht mit einer Wellenlänge von 670 bzw. 750 nm abstrahlen, verwendet. Im Gegensatz zu dem ursprünglichen Detectspray System, wurde der Sensor in den kulturpflanzenfreien Fahrgassen auch bei Kulturen mit geringen Saatreihenabständen, wie beispielsweise Getreide, Raps und Leguminosen eingesetzt. Die Detektion erfolgte als hochfrequente Streifenmessung (10.000 Abtastungen/sec) in eng gestellten Reihenkulturen. Das System konnte allerdings nicht zwischen Unkraut- und Kulturpflanze unterscheiden. Der Mikroprozessor des Sensors summiert die Impulse, die von grünen Pflanzen verursacht wurden, über eine Detektionsstrecke mit einer Länge von jeweils 5,18 m und einer Breite von 25 mm auf. Durch Umrechnung auf einen Quadratmeter, ergibt sich die

Unkrautzahl (bei Unkrautpflanzen im Keimblattstadium) pro Quadratmeter, was die Schätzung des zu erwartenden Ertragsverlustes zulässt. Für die Ableitung von Schadensschwellen ist der Ertragsverlust nach PALLUTT und RODER (1992) berechnet worden. Dieser korrelierte mit dem geschätzten Ertragsverlust der von WARTENBERG und DAMMER (2001) beschriebenen Regressionsfunktion:

$$\text{Ertragsverlust} = 3,6866 \sum n_{\text{Unkraut}}^{0,9297} \text{ (kg/ha)}$$

Diese Funktion bringt den Zusammenhang zwischen dem Ertragsverlust nach PALLUTT und RODER (1992) und der Gesamtzahl Unkräuter $\sum n_{\text{Unkraut}}$ am Stichprobenpunkt zum Ausdruck. Bei größeren Unkrautpflanzen verursacht eine Pflanze mehr als ein Sensorsignal, dann kann nur der Unkrautdeckungsgrad ermittelt werden. Unter Berücksichtigung der Behandlungskosten wurde über den zu erwartenden Ertragsverlust die ökonomische Schadensschwelle berechnet. Bei Erreichen dieses Schwellenwertes in den einzelnen Detektionsabschnitten wurden dann im gleichen Arbeitsgang 100 % der Spritzbrühe appliziert. Bei Unterschreiten der Schadensschwelle wurden 50 % der Herbizidmenge ausgebracht, damit sich nicht erfasstes Unkraut außerhalb der Fahrgasse nicht ungehindert weiterentwickeln konnte (DAMMER 2003). Feldversuche in Winterroggen ergaben Herbizideinsparungen von ca. 30 %. Bei einem weiteren Versuch in Futtererbsen ließen sich 22 % des Herbizids einsparen (WARTENBERG und DAMMER 2002).

BILLER und TSAMITROS (2004) arbeiteten an einer Weiterentwicklung des Systems Detectspray. Das Advanced optoelectronic system (AOS) wurde im Weinbau und vor Auflauf der Kulturpflanzen auf Mulch- oder Direktsaatflächen, beispielsweise bei Mais, getestet. Beim AOS sind der Sensor und das Magnetventil mit Spritzdüse im Abstand von etwa 15 cm in Fahrtrichtung montiert, die Lichtquellen sind seitlich dazu angeordnet. Bei Weedseeker sind Sensor, Lichtquelle und das Magnetventil mit Spritzdüse zu einer Baueinheit zusammengefasst, somit ist Weedseeker im Weinbau bisher montagefreundlicher (UHL und BILLER 2001).

Vor Arbeitsbeginn muss das optische System auf einer unkrautfreien Fläche kalibriert werden. Das heißt, es wird der Quotient gespeichert, der für eine unkrautfreie Fläche gültig ist. Als Verbesserung des Systems AOS im Vergleich zu Detectspray erfolgt die

Anpassung an die Fahrgeschwindigkeit stufenlos direkt über die Signale eines Radarsensors und speziell im Weinbau über den Einsatz eines Inkrementalgebers.

Bisher wurde die Anpassung durch die Veränderung des Abstandes zwischen Sensor und Magnetventil mit Spritzdüse gesteuert, da die Programmlaufzeit vom Erkennen eines Grünanteils im Sensorsichtfeld bis zum Öffnen der Magnetventile konstant war. Dies hatte zur Folge, dass bei einem einmal eingestellten Abstand für eine gewählte Fahrgeschwindigkeit diese genau eingehalten werden musste, da sich sonst das Spritzfeld nicht mehr mit dem Sichtfeld deckte.

Durch die Signale des Radarsensors wird nun die Fahrgeschwindigkeit gemessen und die Information an die Mikroprozessoren der Spritzsensoren für die Berechnung des Zeitpunktes der Applikation weitergeleitet. Somit liegt das Spritzfeld immer über dem Sichtfeld. Der Fahrer muss sich nicht auf die genaue Einhaltung der Geschwindigkeit konzentrieren. Schwankungen der Fahrgeschwindigkeit führen dann nicht mehr zu Fehlbehandlungen. Die Messzykluszeit wurde von 3,3 auf 2 ms verringert, wodurch der Abstand zwischen einem Sensor und dem ihm zugeordneten Spritzventil auf etwa 11 cm verkleinert werden konnte. Mit diesem Abstand kann bei Geschwindigkeiten von 0,4 bis 10 km/h gearbeitet werden (Abb. 4).

Mit Hilfe eines Inclinometers werden die vertikalen Schwankungen des Spritzgestänges, die sonst zu einer Verfälschung der Grünanteile im Sichtfeld führten, so berücksichtigt, dass je nach Neigungswinkel, die Schwellenwerte für die einzelnen Sensoren verändert werden, um die scheinbare Vergrößerung oder Verkleinerung der Pflanzen auszugleichen.

Feldversuche auf Mulch- oder Direktsaatflächen brachten einen 100-prozentigen Behandlungserfolg, d.h. alle auf der Testfläche vorhandenen Unkräuter wurden erfasst. Dabei waren im Vergleich zur konventionellen Unkrautbekämpfung, abhängig vom Unkrautbesatz, Herbizideinsparungen von 32 bis 68 % möglich (BILLER und SCHICKE, 2001). Auch im Weinbau wurden 85 bis 100 % der Unkräuter erkannt und behandelt. Hierbei konnten abhängig von der Unkrautpräsenz, im Vergleich zur durchgehenden Bandspritzung, 25 bis 45 % Herbizide eingespart werden, die Unkrautarten konnten jedoch nicht differenziert werden (UHL und BILLER 2001).

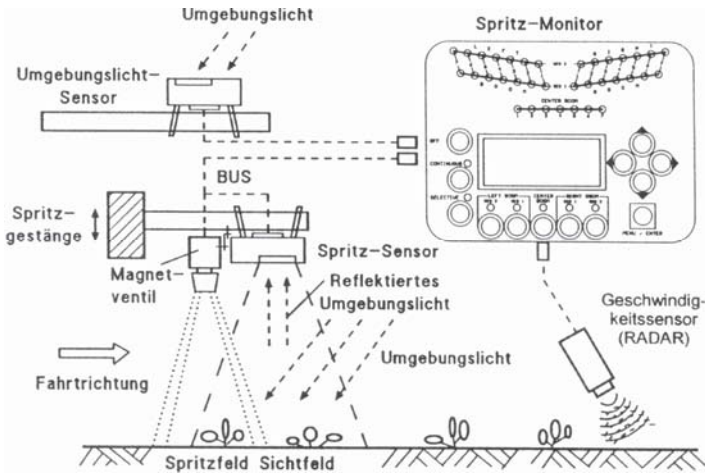


Abb. 4: Schematischer Aufbau eines optoelektronischen Systems zur Pflanzenerkennung mit natürlicher Lichtquelle und Radarsensor zur Geschwindigkeitsermittlung (BILLER *et al.* 1997)

Eine Weiterentwicklung des AOS ermöglichte eine Unterscheidung zwischen Unkräutern und Nutzpflanzen (BILLER und SCHICKE 2001). Dabei werden die charakteristischen Unterschiede, die es im Reflexionsspektrum von Pflanzenarten gibt, ausgenutzt. Das AOS besteht aus 5 Fotodioden mit jeweils vorgeschalteten Bandpassfiltern. Jeder Bandpassfilter ist durchlässig für eine andere Umgebungslichtwellenlänge. Als Referenz für die Umgebungslichtstärke wurde ein Luxmeter eingesetzt. Da Unkräuter ab einer bestimmten Größe am Rande des Sichtfeldes gar nicht detektiert werden, weil die Empfindlichkeit einer Fotodiode zum Rand hin abnimmt, wurde ein Grauverlaufsfilter vor den Fotodioden eingesetzt. Dieser Filter ist am Rand klar, zur Mitte des Sichtfeldes dunkler und damit weniger durchlässig. So wird die höhere Empfindlichkeit der Fotodioden zur Mitte hin abgeschwächt und ein Unkraut an jedem Punkt des Sichtfeldes in gleicher Weise erkannt. Durch die Kombination verschiedener Fotodioden und Filter kann von jeder Pflanze ein „spektraler Fingerabdruck“ genommen werden.

3.2.1.3 Weiterentwicklungen der optoelektronischen Sensoren zur Unterscheidung von Unkräutern und Kulturpflanzen

HUMMEL und YU (1999) entwickelten in den USA einen Algorithmus in der Programmiersprache Microsoft Visual C++ für das Weedseeker-System. Für die Messung wurden auf einem Versuchsfeld zwei Maisreihen vermischt mit Unkräutern angepflanzt. Als die Kulturpflanzen 16 Tage alt waren, wurde mit der Messung begonnen. Zu diesem Zeitpunkt überlappten sich die Maispflanzen noch nicht mit den Unkräutern, die relativ klein waren (Durchmesser nicht mehr als 2 bis 5 cm). Der Weedseeker-Detektor befand sich am Schlepper in einer Höhe von 50 cm über dem Boden und wurde genau auf die Reihe gerichtet. Das System war mit einem Computer verbunden, der den Algorithmus berechnete und je nach Ergebnis wurden die Magnetventile der Spritzdüsen betätigt. Der Algorithmus nutzte die relative horizontale Fläche einer Maispflanze, um die Maispflanzen von Unkräutern zu unterscheiden.

Basierend auf einer Durchschnittsgeschwindigkeit von 4,8 km/h und einem ungefähren Durchmesser der Maispflanzen von 15 cm, wurde die minimale relative Fläche einer Maispflanze, die von den Sensoren gescannt wurde, in Prozent geschätzt. Dieser Wert wurde dann als Schwellenwert festgelegt. Wenn beispielsweise der Schwellenwert bei 15 % lag, wurde die Fläche mit einem größeren Anteil Pflanzenbewuchs als Mais identifiziert, Werte darunter als Unkraut. Zu 75 % konnten Unkrautpflanzen von Mais online unterschieden werden, jedoch ist dieses Verfahren nicht praxistauglich.

Optoelektronische Systeme sind nicht in der Lage, Pflanzen zu unterscheiden. Sie können ausschließlich die Existenz von Pflanzen nachweisen und sind damit nur bedingt im Ackerbau einsetzbar.

3.2.1.4 Unterscheidung von Unkräutern und Kulturpflanzen über die Spektralanalyse verschiedener Wellenlängen

Die Unterscheidung von Kulturpflanzen und Unkräutern über die Spektralanalyse gelang in Laborversuchen (FEYAERTS *et al.* 1999) und teilweise auch in Feldversuchen (VRINDTS 2000). Die Methode ist allerdings bisher nicht praxisreif. Die Differenzierung des Reflexionsverhaltens von verschiedenen Pflanzenarten beruht auf physikalischen Unterschieden zwischen den Pflanzen. Die spektralen Unterschiede im roten

Wellenlängenbereich werden durch den Chlorophyllgehalt in den Pflanzen bestimmt, welcher abhängig ist von Faktoren, wie z. B. Krankheiten, Konkurrenzeffekten, Klima, Wasser- und Nährstoffsituationen und Stress. Besser für die Bewertung zur Unterscheidung von Pflanzenarten sind die Differenzen im Nah-Infrarotbereich geeignet. Diese Differenzen hängen von der inneren Struktur der Pflanzen ab, wie beispielsweise die Größe der Zellen und der Orientierung der Zellwände; auch Blatthaare und Wachse können die Reflexion des infraroten Wellenlängenbereichs beeinflussen (FEYAERTS *et al.* 1999).

VRINDTS *et al.* (1999) testeten, ob sich unter Laborbedingungen Mais, Zuckerrübe und sieben verschiedene Unkrautarten unterscheiden ließen. Mit einem Spektrometer konnte die Reflexion der Pflanzen in sechs verschiedenen Wellenlängen in einem Bereich von 400 bis 2000 nm gemessen werden. Die Messung erfolgte im gesamten Pflanzenbestand in dem einzelne Pflanzen erfasst wurden. Anschließend wurden die Quotienten der Wellenlängen berechnet und auf signifikante Unterschiede geprüft. Die Klassifikation in Unkraut oder Kulturpflanze war zu 72 % korrekt. Dieser Versuch wurde unter Feldbedingungen, d.h. bei Tageslicht ohne zusätzliche Lichtquellen, im Bestand mit Mais, Zuckerrübe und elf Unkrautarten, die mit den Kulturpflanzen vermischt gepflanzt wurden, wiederholt (VRINDTS 2000). Dazu wurden ein Spektrograph und eine Digitalkamera verwendet, gemessen wurde in einem Wellenlängenbereich von 485 bis 815 nm mit einer spektralen Auflösung von 0,73 Nanometer pro Pixel. Die Klassifikation in Unkraut und Kulturpflanze, nach Berechnung der Wellenlängenquotienten, erfolgte mit Hilfe der multivariaten Diskriminanzanalyse und war zu 95 % erfolgreich, jedoch ließ sich diese Technik nicht online anwenden.

Eine weitere belgische Arbeitsgruppe (FEYAERTS *et al.* 1999) untersuchte mit ähnlichen Methoden, ob sich mit einem optoelektronischen Sensor unter Laborbedingungen 10 verschiedene Unkrautarten von Mais und Zuckerrübe unterscheiden ließen. Bei dem Sensor handelte es sich um einen Spektrographen, der durch eine Linse das vom Boden reflektierte Licht in einen schmalen Spalt bündelt. Der Spalt liegt genau in der Brennebene des ersten Teils einer Doppel-Linse mit einer Brennweite von 75 mm. Der zweite Teil der Doppel-Linse projiziert das Licht auf ein Gitter. Dieses Gitter zerlegt das Licht in seine spektralen Komponenten. Die dahinter liegende Linse projiziert das Licht auf eine CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor) oder CCD (Charge

coupled device) -Kamera. Die Kamera liegt genau in der Brennebene der zweiten hinteren Linse (Abb. 5).

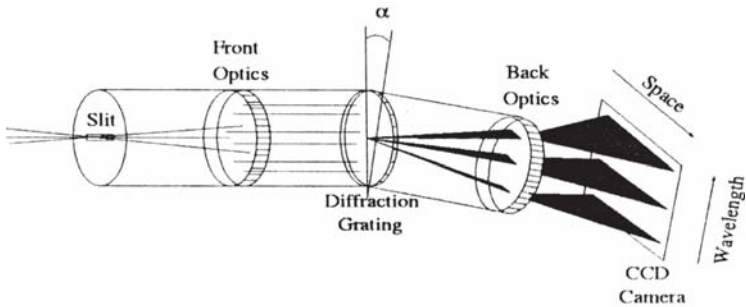


Abb. 5: Funktionsprinzip des Spektrographen - Doppel-Linse, Gitter, weitere Linse und CCD-Kamera (FEYAERTS *et al.* 1999B)

Bei CMOS und CCD-Kameras wird das einfallende Licht von den Bildelementen des Sensors, die Pixel genannt werden, als elektrische Ladung registriert. Diese Ladungen werden ausgelesen, verstärkt und bei der Analog-Digital-Wandlung in die Bildinformation umgesetzt. Aus einer Ladung wird so schließlich ein digitaler Zahlenwert, der auf einer Speicherkarte abgelegt werden kann. Bei CCD-Sensoren müssen zunächst alle elektrischen Ladungen ausgelesen werden und können anschließend erst verstärkt, das heißt in ein elektrisches Signal umgewandelt werden. Im Unterschied dazu besitzt jedes einzelne Bildelement des CMOS-Sensors eine eigene Verstärkereinheit für die elektrische Ladung. Die Verstärkung erfolgt für jeden Pixel separat. Dies ermöglicht, dass ein CMOS-Sensor wesentlich schneller ausgelesen werden kann und dazu weniger Strom als ein CCD-Sensor benötigt.

Das gemessene Spektrum des Sensors in diesem Versuch umfasste 400 – 1000 nm. Hierbei wurde eine CCD-Kamera mit einer Brennweite von 7 mm und einer räumlichen Auflösung von 3 mm verwendet, bei einer Höhe des Sensors von 1 m. In einem Versuchsfeld im Gewächshaus wurde eine Reihe Zuckerrüben und eine Reihe Mais gepflanzt. Die Unkräuter wurden zwischen die Kulturpflanzen gepflanzt. Mit einer 100 Watt Breitband-Halogenlampe wurde für kontrollierte Lichtbedingungen gesorgt. Gemessen wurden 10 verschiedene Wellenlängen und anschließend wurden die Quotienten der Wellenlängen berechnet. Die Messung wurde im gesamten Bestand

durchgeführt. Die Klassifizierung der berechneten Werte der Pflanzen erfolgte mit drei verschiedenen Methoden:

- i. Die Mahalanobis Distanz, diese parametrische, statistische Methode setzt die Gaussverteilung der Merkmale voraus. Eine Stichprobe wird Klasse A zugeordnet, falls ihre Merkmale am nächsten zu den zu erwartenden Merkmalen der Klasse A liegen.
- ii. Der k-Nearest Neighbor (nächster Nachbar). Hierbei ist keine Gaussverteilung der Merkmale nötig und kein Vorwissen über die Merkmalsverteilung einer Klasse. Die Klassen werden vorher mit ausgesuchten Referenzmerkmalen festgelegt. Für einen Merkmalswert wird dann diejenige Klasse gewählt, die den geringsten Abstand (k) zum Merkmalswert hat.
- iii. Das Multi-layer neural network with nonlinear differentiable transfer functions (MLNN). Ein neuronales Netzwerk ist ein informationsverarbeitendes System, das in Anlehnung an die netzartige Struktur im Gehirn von Menschen entworfen wurde. Für die Computersimulation eines solchen Netzes ist es nötig, die Struktur biologischer neuronaler Netzwerke in mathematische Modelle zu übertragen. Grundsätzlich besteht das neuronale Netzwerk aus drei Ebenen, die alle miteinander verbunden sind. Die Input-Ebene beinhaltet in diesem Fall unabhängig von der Stichprobenanzahl 6 Neuronen. Die nächste, versteckte Ebene enthält eine Anzahl Neuronen, die abhängig von der Unkraut-Kulturpflanzen Kombination ist. Die Output-Ebene besteht aus 2 Neuronen, die für die Klassifikation in Unkraut oder Kulturpflanze zuständig sind. Das wesentliche Merkmal eines neuronalen Netzes ist die Möglichkeit, die optimalen Parameter (Gewichtungen) für die jeweils spezielle Ebene über Lernalgorithmen zu ermitteln. Die Klassen werden auch hierbei vorher mit ausgesuchten Referenzmerkmalen festgelegt. Durch Transferfunktionen werden die Merkmale über die verschiedenen Ebenen den Klassen zugeordnet (DZINAJ *et al.* 1998).

Mais und Zuckerrübe ließen sich mit der Mahalanobis Distanz und dem k-Nearest Neighbour Verfahren von den unterschiedlichen Unkrautarten mit einer Erkennungsrate von 80 % unterscheiden, mit dem MLNN-Klassifikator zu 90 %. Die

Herbizideinsparungen hingen dabei von der Unkrautdichte ab. Diese Verfahren sind jedoch bisher nicht praxisreif (FEYAERTS *et al.* 1999).

BENNESEN und RASMUSSEN (2001) testeten in Dänemark ob sich unter Feldbedingungen verschiedene Pflanzenarten mit Hilfe der Spektralanalyse unterscheiden ließen. In einem Raps- und in einem Weizenfeld mit natürlicher Verunkrautung (ohne Unkrautbekämpfung) wurden zwei Spektrometer verwendet, die die Reflexion des Lichtes in Wellenlängenbereichen von 400 – 750 nm und von 650 – 1000 nm erfassen konnten. Gemessen wurden einzelne Pflanzen im Bestand, ohne dass auf den Versuchsflächen zusätzliche Lichtquellen verwendet wurden.

Aus dem unterschiedlichen Reflexionsverhalten der Pflanzen in den Bereichen von 400 – 750 nm und von 650 – 1000 nm wurden jedoch keine Quotienten berechnet, wie bei VRINDTS *et al.* (1999) beschrieben, sondern die verschiedenen Reflexionskurven der einzelnen Pflanzen statistisch verglichen und in Klassen eingeteilt. Die Auswertung der Messergebnisse erfolgte mit Hilfe eines Künstlichen Neuronalen Netzwerkes, das nach einem vorherigen Trainingslauf die Unterscheidung in Kulturpflanze und Unkraut festlegte. Je nach Unkrautbesatz und Schattierung des Feldes war die Methode zu 66 – 99 % erfolgreich, allerdings traten bei schattierten Blättern häufig Fehlklassifikationen auf. Die Methode ist ebenfalls nicht praxisreif, da sie einen hohen Rechenaufwand verlangt.

In Abbildung 6 werden die Spektrallinien für Weizen (wheat), Boden (soil) und für die Unkrautarten *Bromus asper* (Wild oat), *Phalaris canariensis* (Canarygrass), *Polypogon viridis* (Rabbit foot) und *Lolium perenne* (Ryegrass) dargestellt. Es ist zu erkennen, dass sich der Boden und der Weizen gut von den anderen Pflanzen unterscheiden lassen. Bei anderen Pflanzenkombinationen wie z. B. Canarygrass und Ryegrass gelingt dies nicht, da einige Spektralverläufe sich ähnlich sind und im langwelligen Spektrum eine starke Streuung aufweisen. Eine Begründung für dieses Phänomen ist nicht bekannt. Da verschiedene Böden aber ebenfalls eine Streuung aufweist, lässt auf Ungenauigkeiten in den Messungen schließen.

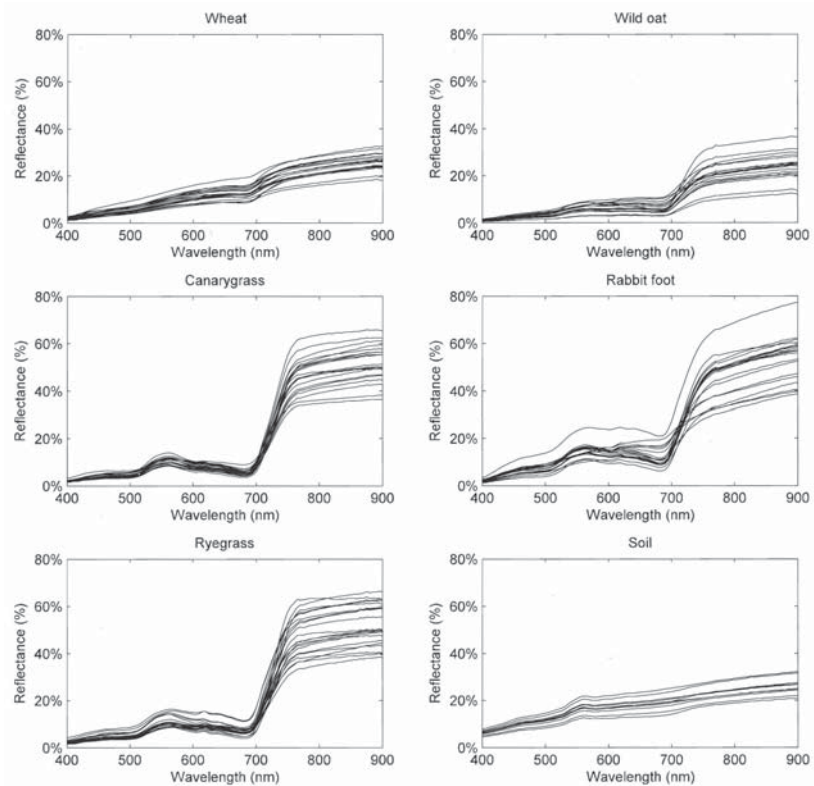


Abb. 6: Reflexionsverhalten von Pflanzen und Boden (LÓPEZ-GRANADOS *et al.* 2007)

3.2.1.5 Multisensorsysteme zur Unterscheidung von Unkräutern und Kulturpflanzen

KIELHORN *et al.* (2000) haben ein Multisensorsystem, welches aus der spezifischen Anordnung verschiedener Sensortypen, einem Höhenprofilensensor, einem Flächenbelegungssensor und einem Boden-Pflanzensensor besteht, zur Unterscheidung von Unkraut- und Maispflanzen entwickelt. Mit Hilfe einer Hacke, die an einem Fahrzeug montiert war, konnten die Unkräuter online selektiv aus den Maisreihen entfernt werden. Für die Versuche wurde bei Unkräutern und Mais der Wuchshabitus in Gefäß- und Feldversuchen erfasst.

Die Grundinformation im Multisensorsystem lieferte der Höhenprofilsensor. Er wurde aus 24 Lichtschranken konstruiert, die über einen Mikrocontroller verknüpft und ausgewertet wurden. Der Sensor tastete die Objekte einzeln zeilenweise seitlich ab und wenn das entstandene Seitenprofil mit den vorgegebenen Kriterien als Maisstängel erkannt wurde, wurden die anderen Sensoren zur Entscheidung herangezogen. Der Flächenbelegungssensor bestand aus vier Sensoren, welche die Reflexion in unterschiedlichen Höhenpositionen auswerteten. Dabei wurde die grüne Blattfläche innerhalb von drei übereinander liegenden kreisrunden Sektoren gemessen. Je nach Unkraut- oder Kulturpflanzenart existieren arttypische Merkmale der Flächenaufteilung. Diese Flächenanteile wurden an der Position der Stängeldetektion zum Netzwerkrechner übertragen. Der Boden-Pflanze-Sensor prüfte grundsätzlich das Vorhandensein eines Pflanzenbestandes, indem er den Quotienten von Nah-infrarotem Licht durch rotes Licht berechnete. Dieser Sensor funktionierte nach dem Prinzip wie in den Kapiteln 3.2.1.1 und 3.2.1.2 dargestellt. Die gewonnenen Informationen wurden über eine Datenleitung an den Netzwerkrechner, der sich im Fahrzeug befand, weitergeleitet, der dann mit Hilfe eines neuronalen Netzwerkes errechnete, ob es sich um eine Mais- oder Unkrautpflanze handelte. Je nach Entscheidung des Systems wurde online die Hacke betätigt (Abb. 7).

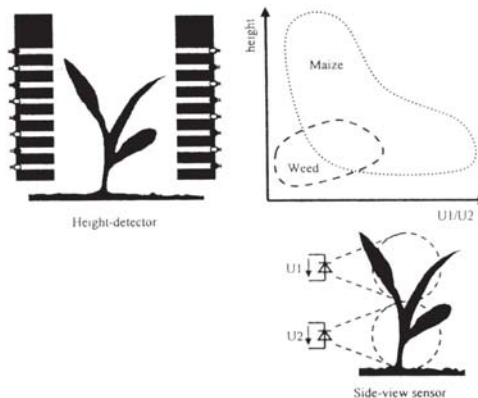


Abb. 7: Gemessene Korrelation zweier optischer Sensorsignale (RUCKELSHAUSEN *et al.* 1999)

Das Multisensorsystem war in der Lage, die Umgebung innerhalb der Pflanzenreihen von Maisbeständen millimetergenau abzutasten, um so eine Entscheidung hinsichtlich des Vorkommens von Maispflanzen zu treffen. In den Gewächshaus- und Feldversuchen konnte eine Unkrautererkennungssicherheit von etwa 95 % erreicht werden. Die Untersuchungen werden in Zukunft auf weitere Reihenkulturen wie Zuckerrübe, Gemüsearten und Baumkulturen ausgedehnt, praxistauglich ist dieses Verfahren bisher nicht.

3.2.2 Chlorophyll-Fluoreszenz

Die Chlorophyllfluoreszenzanalyse hat sich bisher als ein nichtdestruktives Verfahren für die Untersuchung physiologischer Reaktionen der Pflanze etabliert (HERPPICH 2001). Über die Nutzung der Chlorophyllfluoreszenz zur Pflanzenartdifferenzierung ist bisher wenig bekannt. Die Chlorophyllfluoreszenz ist spezifisch für pflanzliche Gewebe, somit kann im ersten Schritt, der Identifikation Boden von Pflanze, leicht eine Unterscheidung getroffen werden. Obwohl bei allen Pflanzenarten das Chlorophyllfluoreszenzmuster ähnlich ist, gibt es artenabhängige Unterschiede (AULICH und NORDMEYER 2004, NORDMEYER *et al.* 2005, KERÄNEN *et al.* 2003). Eine neue Strategie wäre, diese Differenzen zur Identifikation der Pflanzen zu nutzen.

Die photochemische Umwandlung der Photonen des Sonnenlichts in chemische Energie führt zu einer Verlustleistung, die in Form von Wärme, Phosphoreszenz oder Fluoreszenz von der Pflanze abgegeben werden kann. In Abbildung 8 wird dieser Sachverhalt schematisch dargestellt.

Energiereiches Licht mit kurzer Wellenlänge regt ein Chlorophyll-Molekül an, so dass dessen Elektron auf die Energiestufe S_2 angehoben wird. Unter Abgabe von Wärme wechselt es dann in den Energiezustand S_1 über. Von diesem Energiezustand kann es für die Photosynthese verwendet werden. Ein Großteil wird für diese verwendet, abhängig von der Pflanzenphysiologie kann nicht die ganze Energie für die Photosynthese verwendet werden, so dass das Elektron zurück in den Zustand S_0 unter Abgabe von langwelliger, d.h. energieärmerer Strahlung, wechselt.

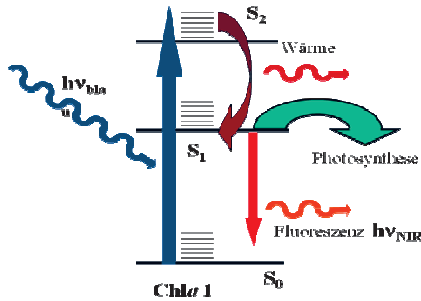


Abb. 8: Energiezustände des Chlorophylls im Photosystem II einer Pflanze, verändert nach HOLUB (2003)

Im roten Wellenlängenbereich werden spektrale Unterschiede durch den Chlorophyllgehalt in den Pflanzen sichtbar. Sie sind von weiteren Faktoren abhängig, wie z. B. Krankheiten, Konkurrenzeffekte, Klima, Wasser- und Nährstoffsituationen und Stress.

Verfahren der Chlorophyllfluoreszenz wurden von AULICH und NORDMEYER (2004) zur Unkrautererkennung eingesetzt. Es wurde untersucht, ob sich dieses Verfahren eignet, um die Unkrautarten *Galium aparine*, *Veronica hederifolia*, *Alopecurus myosuroides* und *Apera spica-venti* abhängig vom Entwicklungsstadium mit verschiedenen Chlorophyllfluoreszenzparametern unterscheiden zu können. Für die Versuche wurden Pflanzen unter kontrollierten Bedingungen im Freiland und im Gewächshaus angezogen. Zudem wurden entsprechende Pflanzen von verschiedenen Ackerschlägen entnommen. Die Ergebnisse in Abbildung 9 wiesen darauf hin, dass sich mono- und dikotyle Arten besonders im Keimblattstadium differenzieren lassen.

Obwohl die Freilandpflanzen Umwelteinflüssen stärker ausgesetzt waren, zeigten sich die gleichen Differenzen im Fluoreszenzmuster wie bei den Gewächshauspflanzen. Damit ließ sich ableiten, dass das artabhängige Fluoreszenzmuster stabil genug ist, um es zur Pflanzenarterkennung unter Feldbedingungen einzusetzen.

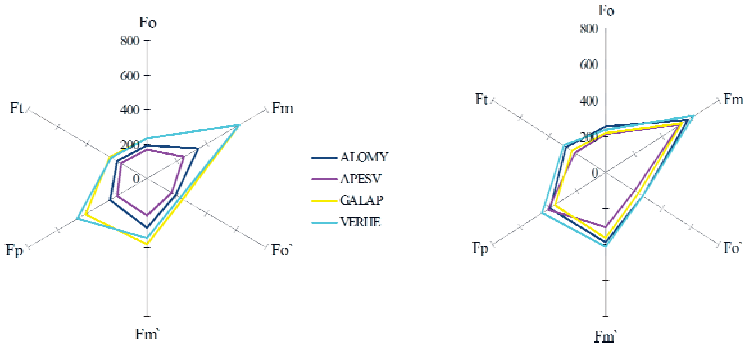


Abb. 9: Quantenausbeute verschiedener Unkrautarten im Keimblattstadium (links) und Laubblattstadium (rechts) (NORDMEYER *et al.* 2005)

3.2.3 Künstliche Neuronale Netze

Künstliche Neuronale Netze werden in vielen Verfahren mit nichtlinearen Funktionen eingesetzt und gehören zu den Klassifikationsverfahren. In Kapitel 3.5.2.1 ist ihre Funktionsweise näher beschrieben. Grundsätzlich ist es möglich die einzelnen Pixel eines Bildes als Eingabe für das Künstliche Neuronale Netz zu verwenden.

Bei Pflanzenerkennungssystemen werden die Netze i.d.R. zur Klassifikation von generierten Ergebnissen verwendet. So verwenden beispielsweise CHO *et al.* (2002) ein Künstliches Neuronales Netzwerk um extrahierte Formmerkmale von Radieschen und Unkraut über die Kenngrößen Seitenverhältnis, Umfang, Kompaktheit und Teilungsverhältnissen dieser Größen voneinander zu unterscheiden. Dabei wurden 92 % der Radieschen und 98 % der Unkräuter als solche richtig erkannt.

Einen ähnlichen Ansatz beschreiben LIU *et al.* (2010) in ihrer Methode Unkraut von Getreide zu unterscheiden. Die Daten für das Künstliche Neuronale Netz werden durch Wavelet-Transformationen gewonnen. Durch diesen Ansatz wird eine Erkennungsrate von 95,59 % erreicht.

3.2.4 Active Shape Models

„Active Shape Models“ ist eine Methode bei der vorgegebene Formen auf neue Formen mit Hilfe geometrischer Transformationen abgebildet werden (Abb. 10). Durch diese Kongruenzbedingung lässt sich die Aussage treffen, dass beide Formen der gleichen Klasse zugehörig sind. Da die Klasse der vorgegebenen Form bekannt ist, ist auch die Klasse der neuen Form bekannt.

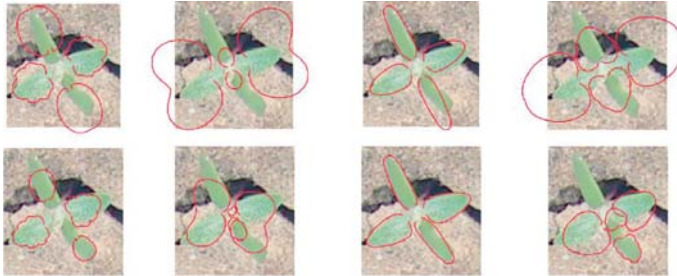


Abb. 10: Zuordnungsversuch verschiedener Umrisse zu einer Pflanze (SØGAARD und HEISEL 2002)

Das Verfahren wurde von SØGAARD und HEISEL (2002) und SØGAARD (2005) untersucht. Dabei wurden mit einer Digitalkamera manuell Fotos von 20 Unkrautarten in frühen Entwicklungsstadien auf Ackerflächen erstellt. Auf den Bildern konnte eine Fläche von 150 x 200 mm mit einer Auflösung von 10 Pixeln / mm erfasst werden. Die verwendete Fotodigitalkamera wies eine Auflösung von 2048 x 1536 Pixel auf. Die von der Kamera aufgenommenen Farbbilder wurden in Intensitätsbilder mit der Formel: $2 \times \text{grüner Kanal} - \text{roter Kanal} - \text{blauer Kanal}$ umgerechnet. Dieses Verfahren erhöht den Kontrast zwischen der grünen Vegetation und dem Hintergrund (WOEBBECKE *et al.* 1995, SØGAARD 2003). Konturmodelle wurden von 19 Unkrautarten erstellt, die Erkennung wurde auf die drei Unkrautarten *Capsella bursa-pastoris*, *Tripleurospermum inodorum* und *Sinapis arvensis* angewendet.

Die Pflanzen waren stets einzeln stehend, das heißt, es gab keine Überlappungen von Pflanzenteilen. Ein Teil der Bilder wurde als Wissensbasis abgespeichert. Für die Verarbeitung wird die Kontur einer Pflanze manuell an den Blatträndern mit Punkten kodiert, die dann für die Transformation des Umrisses verwendet werden (Abb. 11).

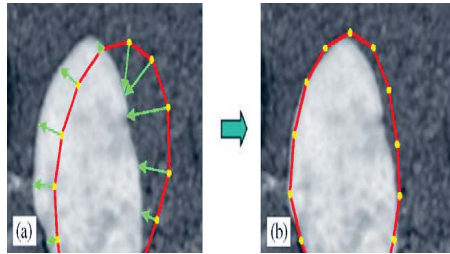


Abb. 11: Anpassung eines Referenzumrisses (rot) an das zu untersuchende Objekt (SØGAARD und HEISEL 2002)

Die Nachteile dieses Verfahrens liegen darin, dass es bei überlappenden, ebenso bei weit entwickelten Pflanzen nicht angewendet werden kann. Außerdem sind einige Pflanzenarten sich so ähnlich, dass der Umriss auf beide Pflanzen abgebildet werden kann.

3.3 Bilderkennung

3.3.1 Farbbasierte Methoden (Colour based)

Farbbasierte Methoden basieren auf den Fähigkeiten des Menschen, eine Erkennung oder Segmentierung von Objekten auf Grund von Farbunterschieden durchzuführen. Zu unterscheiden ist dabei die physiologische und psychologische Farbwahrnehmung. Die Erste ist durch Zapfen im Auge vorgegeben (Abb. 12).

Die M-Zapfen (medium wavelength receptor) weist ein Maximum bei ca. 534 nm (smaragdgrün) auf, während bei den L-Zapfen (long wavelength receptor) das Maximum bei 563 nm (gelbgrün) liegt. Zusätzlich zu den Zapfen existieren Stäbchen, die keine Farbe wahrnehmen können, aber sehr lichtempfindlich sind. Sie tragen bei hellem Tageslicht nicht zum Seheindruck bei und müssen daher nicht berücksichtigt werden.

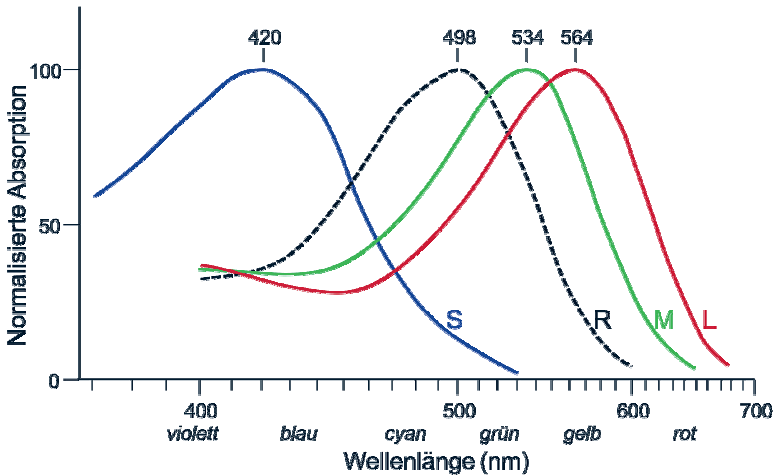


Abb. 12: Wellenlänge-Empfindlichkeit der Zapfen beim Menschen (GOLDSMITH 2007)

Auf die physiologische Wahrnehmung wirkt sich zusätzlich die psychologische Farbwahrnehmung aus. Die Zapfen sind neurologisch so verschaltet, dass drei logische Systeme entstehen. Dies sind das Luminanzsystem, Rot-Grün-System und Blau-Gelb-System. Nach dem Weber-Fechner-Gesetz ist die Intensitätswahrnehmung der Farben durch den Menschen nichtlinear, so dass der Mensch zum Beispiel besser die Farben Grün und Rot als Blau wahrnimmt.

Kameras können nur die physiologische Wahrnehmung abbilden, nicht aber die psychologischen Komponenten. Dies muss, soweit nötig, durch Konvertierung in geeignete Farbräume durchgeführt werden.

Unabhängig vom gewählten Farbraum wird dieser in mehrere Bereiche eingeteilt. Diesen wird eine Semantik zugeordnet. Ein neues Objekt wird durch seine Farbe in einen dieser Bereiche eingeordnet und erhält dessen Semantik. Farbbasierte Methoden eignen sich also besonders zum unterscheiden (stark) verschiedenfarbiger Objekte. In einem Verfeinerungsschritt kann ein farbiger Bereich noch einmal verfeinert werden. Dies geschieht mit Hilfe regionaler Histogramme. In diesen werden die Helligkeitsverteilung oder Farbverteilungen als Funktion dargestellt.

3.3.2 Texturbasierte Methoden (Texture based)

Texturbasierende Mustererkennung verwendet Verfahren der Diskriminanzanalyse, Merkmalsgewinnung, Fehlerschätzung, Cluster-Analyse (Erkennung von statistischen Mustern), grammatikalen Interferenzen und syntaktische Mustererkennung. Neben der Farbe ist die Textur charakteristisch für natürliche Bilder und spielt bei der visuellen Wahrnehmung eine bedeutende Rolle. Die Basismethoden von texturbasierter Mustererkennung umfassen den Orts- und Frequenzbereich eines Bildes.

Texturbasierte Algorithmen können sowohl zur Segmentierung, als auch zu einer eingeschränkten Klassifikation verwendet werden. Dazu wird das Bild in Regionen mit unterschiedlichen statistischen Eigenschaften aufgeteilt. Die Methoden gehen davon aus, dass keine statistischen Veränderungen innerhalb des signifikanten Bereichs existieren. Auf realen Bildern gibt es allerdings Fehler wie Schmutz, Spiegelungen, Überbelichtungen, Schatten usw., welche punktuell die Textur stören. Die Methoden wie z.B. von PIETIKAINEN und ROSENFELD (1981) oder SCHWARTZ und QUINN (1996), die auf a priori Wissen aufbauen, also eine definierte Textur erwarten, funktionieren folglich nur unter definierten Bedingungen, wie sie in der industriellen Bildverarbeitung auftreten, erfolgreich.

Neuere Verfahren wie von NGUYEN und HAVLICEK (2008) oder BHATT *et al.* (2007) benötigen dieses Vorwissen nicht, sind aber, bedingt durch hohe Rechenzeiten, sehr langsam. Dabei werden häufig Gabor-Filter und der Gabor-Raum verwendet, da eine sehr große Ähnlichkeit zum menschlichen visuellen Wahrnehmungssystem bestehen soll.

Der Vorteil von texturbasierten Methoden ist die Unabhängigkeit von der Helligkeit und Farben, so dass Objekte mit gleicher Textur, aber unterschiedlicher Farbe als gleiche Objekte identifiziert werden können.

3.3.3 Form / Umriss basierte Methoden (Shape based)

3.3.3.1 Kantenerkennung

Eine dominante Rolle in biologischen Sehsystemen stellen Kanten bzw. Konturen dar. Dadurch sind Kanten nicht nur auffällig, sondern man kann aus wenigen dominanten Linien oft das Ursprungsbild rekonstruieren. Dazu wird eine gewisse Intelligenz benötigt, die aber in beschränkter Weise abgebildet werden kann, wenn ein Verfahren gefunden

wird, welches die gleichen Merkmale hervorbringt, so dass diese verglichen werden können. Kanten lassen sich als Orte im Bild beschreiben, an denen sich die Intensität auf kleinem Raum und entlang einer ausgeprägten Richtung stark ändert. Die Stärke der Änderung in Relation zur Distanz entspricht, mathematisch betrachtet, der ersten Ableitung. Für *eine* Bildzeile, also eine *eindimensionale* Funktion gilt dann:

$$f'(u) = \frac{df}{du}(u) \approx \frac{1}{2}[f(u+1) - f(u-1)]$$

Zur Verdeutlichung dient Abbildung 13 mit der quadratischen Funktion x^2-2x+2 (blau), die ein Minimum an der Stelle $x=1$ aufweist. An dieser Stelle schneidet ihre Ableitung, dargestellt in lila, die Abszissenachse.

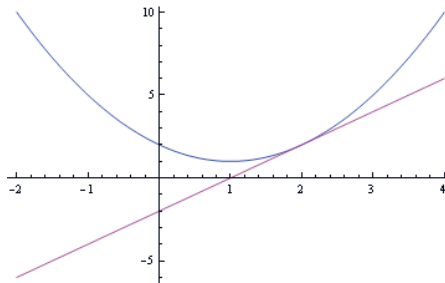


Abb. 13: Vom Ursprung verschobene Parabelfunktion (x^2-2x+2 , obere Funktion). Ihre Ableitung (untere Funktion) schneidet die Abszissenachse an der Stelle ihres Extremums (hier Minimum)¹

Da ein Bild eine Fläche beschreibt und damit eine *zweidimensionale* Funktion darstellt, wird das oben beschriebene Verfahren erweitert. Mit Hilfe der partiellen Ableitungen:

$$\frac{\partial I}{\partial u}(u, v) \text{ und } \frac{\partial I}{\partial v}(u, v),$$

die im Gradientenvektor: $\nabla I(u, v) = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial u}(u, v) \\ \frac{\partial I}{\partial v}(u, v) \end{bmatrix}$

zusammengefasst werden, lassen sich die Kantenübergänge im Bild finden.

¹ Gezeichnet mit dem Softwarepaket Wolfram Research Mathematica

Da der Betrag des Gradienten:

$$|\nabla I| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial u}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial v}\right)^2}$$

invariant gegenüber Bildrotation ist, ist er ebenfalls unabhängig von der Orientierung der Strukturen im Bild und kann für die richtungsunabhängige (isotrope) Lokalisierung von Kanten verwendet werden. Der Gradient ist ein Maß für die Stärke des Anstiegs, die Richtung ist gegeben durch:

$$\Phi = \arctan\left(\frac{\partial I / \partial v}{\partial I / \partial u}\right).$$

Die Ableitungen können durch diskrete Differenzen approximiert werden:

$$\frac{\partial f}{\partial u} \approx \frac{1}{2} [f(u+1, v) - f(u-1, v)] \text{ und}$$

$$\frac{\partial f}{\partial v} \approx \frac{1}{2} [f(u, v+1) - f(u, v-1)].$$

Nach diesem Grundprinzip arbeiten die meisten Kantensfilter. Die bekanntesten Filter dieser Art sind der Prewitt- und Sobel-Operator (DAVIS 1975), der Roberts-Operator (ROBERTS 1965), der Kirsch-Operator (KIRSCH 1971), der Laplacian-of-Gaussian-Operator (MARR und HILDRETH 1980) und der Canny-Operator (CANNY 1986). Eine weitere Übersicht über noch mehr Kantendetektoren findet man bei MILSNA und RODRIGUEZ (2000).

Strukturelle Ereignisse in einem Bild sind neben den Kanten ebenfalls die Eckpunkte. Sie sind auf vieler Weise nützlich. In dieser Arbeit trifft das auf die Zuordnung von Bildstrukturen in den Stereobildern, zur geometrischen Vermessung, zur Kalibrierung der Kamerasysteme und für die Grobeinordnung des Bildinhaltes anhand eines Graphen zu. Eckpunkte sind für den Menschen sehr auffällig und unter technischen Gesichtspunkten robuste Merkmale, die auch unter Lichtwechsel, wechselnder Ansichtswinkel und weitere Störungen gut lokalisierbar bleiben.

Im Prinzip basieren die meisten Verfahren zur Auffindung von Eckpunkten ebenfalls wie bei der Kantenerkennung auf dem Gradienten der Bildfunktion. Der Unterschied besteht darin, dass der Gradient nicht in *einer* bestimmten Richtung besonders hoch und normal

dazu besonders niedrig ist, sondern der Gradientwert in mehr als einer Richtung gleichzeitig große Werte aufweist. Die meisten Verfahren verwenden deshalb Ableitungen der Bildfunktion vom Grad eins oder zwei in horizontaler und vertikaler Richtung (FÖRSTNER und GÜLCH 1987, HARRIS und STEPHENS 1988, KITCHEN und ROSENFELD 1982, LUCAS und KANADE 1981, SCHMID *et al.* 2000, SMITH und BRADY 1997).

3.3.3.2 Eckenerkennung

Obwohl leistungsfähigere Verfahren wie SCHMID *et al.* (2000) und SMITH und BRADY (1997) existieren, wurde der Harris-Detektor (HARRIS und STEPHENS 1988) aus Geschwindigkeitsgründen in dieser Arbeit verwendet. Der Harris-Detektor arbeitet mit der ersten partiellen Ableitung der Bildfunktion $I(u, v)$ in horizontaler und vertikaler Richtung,

$$I_x(u, v) = \frac{\partial I}{\partial x}(u, v) \text{ und } I_y(u, v) = \frac{\partial I}{\partial y}(u, v).$$

Daraus werden die folgenden drei Elemente erzeugt:

$$A(u, v) = I_x^2(u, v) \quad B(u, v) = I_y^2(u, v)$$

$$C(u, v) = I_x(u, v) \cdot I_y(u, v),$$

die jeweils durch eine Faltung mit einem linearen Gauß-Filter $H^{G,\sigma}$ (vgl. Kapitel 4.5.2.6) geglättet werden. Man erhält damit die Matrix:

$$M = \begin{pmatrix} A * H^{G,\sigma} & C * H^{G,\sigma} \\ C * H^{G,\sigma} & B * H^{G,\sigma} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{A} & \bar{C} \\ \bar{C} & \bar{B} \end{pmatrix},$$

die sich auf Grund ihrer Symmetrie diagonalisieren lässt in:

$$M' = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}$$

mit den Eigenwerten:

$$\lambda_{1,2} = \frac{\text{spur}(M)}{2} \pm \sqrt{\left(\frac{\text{spur}(M)}{2}\right)^2 - \det(M)} = \frac{1}{2} \left(\bar{A} + \bar{B} \pm \sqrt{\bar{A}^2 - 2\bar{A}\bar{B} + \bar{B}^2 + 4\bar{C}^2} \right).$$

Die Betrachtung der Eigenwerte liefert die gewünschte Information. Ist $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$, dann ist die Matrix $M = 0$ und man befindet sich in einer uniformen (flachen) Bildregion. Bei einer Kante gilt $\lambda_1 > 0$ und $\lambda_2 = 0$, unabhängig von der Kantenorientierung. Dabei geben die Eigenwerte Auskunft über die Kantenstärke und die Eigenvektoren Informationen über die Kantenrichtung.

An einem Eckpunkt, starke Kanten in Hauptrichtung [größter Eigenwert] und Kante in Richtung der Normalen [kleinerer Eigenwert], weisen beide Eigenwerte signifikante Werte auf. Dann soll die Differenz der beiden Eigenwerte möglichst gering ausfallen und man erhält die *Corner Response*-Funktion:

$$Q(u, v) = \det(M) - \alpha \cdot (\text{spur}(M))^2 = (\bar{A}\bar{B} - \bar{C}^2) - \alpha(\bar{A} + \bar{B})^2,$$

wobei α die Empfindlichkeit des Detektors regelt. Je größer α (max. 0,25) ist, desto unempfindlicher wird der Detektor.

Ein anderer Ansatz wäre das Kantenbild aus dem vorherigen Kapitel zu verwenden und an den Kanten entlang zu laufen bis eine signifikante Richtungsänderung auftritt. Diese Vorgehensweise entspricht prinzipiell diesem Ansatz, da auch hier prinzipiell zuerst eine Kante detektiert wird.

3.3.3.3 Hough-Transformation

Die Hough-Transformation (BRÄUNL *et al.* 1995), in ihrer ursprünglichen Entwicklung, ist ein Verfahren zur Detektion kollinear (auf einer Gerade liegenden) Punkte. In einer erweiterten Version lassen sich damit auch alle Objekte erkennen, die sich in geschlossenen, parametrisierbaren Formen darstellen lassen (GONZALES und WOODS 2002). Dabei steigt aber der Rechen- und Speicheraufwand so extrem an, dass der Einsatz der erweiterten Form für die Problemstellung dieser Arbeit nicht als sinnvoll erachtet wird. Das Auffinden von geraden Linien ist jedoch aus den folgenden Gründen erwünscht:

Fast alle Kulturen werden, auch bedingt durch die Saattechnik, in Reihen ausgesät. Unter Kenntnis dieser Voraussetzung, kann man davon ausgehen, dass Pflanzen, die außerhalb dieser Reihen stehen, dort nicht erwünscht sind und somit als Unkraut gelten. Im Bezug auf Kulturen mit einem großen Reihenabstand ermöglicht dies eine mechanische

Bekämpfung der Unkrautpflanzen zwischen den Reihen und führt damit zu einer hohen Herbizideinsparung. Durch Kenntnis des „Freiraums“ kann dort unter gegebenen Umständen eventuell gänzlich auf Herbizidmaßnahmen verzichtet werden.

Im kartesischen Koordinatensystem lässt sich eine Gerade durch die zwei Parameter Steigung und Achsenabschnitt beschreiben. Dadurch erhält man die Geradengleichung:

$$y = mx + t \quad \text{bzw.} \quad t = -mx + y$$

Spannt man aus den beiden Parametern t und m eine Ebene auf, so erzeugt jeder Punkt der x - y -Ebene, eine Gerade in diesem zweidimensionalen Raum mit der Eigenschaft, dass deren Schnittpunkt die Gerade in der x - y -Ebene repräsentiert. Damit kann die Aussage getroffen werden, dass die Punkte der x - y -Ebene auf einer Gerade liegen. Diesen Sachverhalt stellt Abbildung 14 dar.

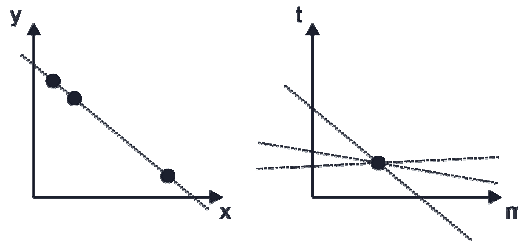
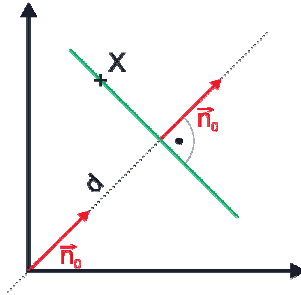


Abb. 14: Repräsentation einer Linie im kartesischen Raum als Punkt im Houghraum²

Vertikale Linien mit der Steigung m in das Unendliche führen bei dieser Darstellungsform zu Problemen. Entweder man vermeidet solche Fälle, in diesem Fall müsste man das Bild um 90° drehen, oder man verwendet als Geraden-Repräsentation die Hessesche Normalform in vektorieller Schreibweise und dargestellt in Abbildung 15:

$$\vec{x} \cdot \vec{n}_0 - d = 0 \quad (\text{Skalarprodukt})$$

² Gezeichnet mit dem Grafikprogramm CorelDRAW Graphics

Abb. 15: Parameter der Hesseschen Normalform³

Sie resultiert aus der Normalgleichung:

$$\vec{n}_0 \cdot (\vec{x} - \vec{a}) = 0$$

\vec{a} lässt sich auch als Produkt $d\vec{n}_0$ darstellen und es gilt:

$$\vec{n}_0 \cdot (\vec{x} - d\vec{n}_0) = 0$$

Aus der Bedingung $|\vec{n}_0| = 1$, folgt $\vec{n}_0 = \begin{pmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{pmatrix}$.

Durch Einsetzen in obige Gleichung, folgt:

$$\vec{n}_0 \cdot (\vec{x} - d\vec{n}_0) = \begin{pmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} - d \cdot \begin{pmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{pmatrix} = x \cdot \cos \varphi + y \cdot \sin \varphi - d = 0$$

So lassen sich Punkte mit den Koordinaten x , y im Euklidischen Raum mit den Parametern d (Abstand zum Ursprung des Koordinatensystems) und φ (Winkel des Normalenvektors) im Houghraum beschreiben. Auf der Abszissenachse wird der Winkel φ und auf der Ordinatenachse der Abstand p eingetragen.

3.3.3.4 Template Matching

Das Template Matching dient dazu, die Ähnlichkeit von zwei Bildern zu bestimmen. Im Prinzip besteht das Verfahren aus den drei folgenden Schritten:

³ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm CorelDRAW Graphics

- Ein Maß für die Ähnlichkeit zwischen zwei Teilbildern bestimmen
- Finden einer optimalen Suchstrategie
- Bestimmung einer minimalen Ähnlichkeit für eine Übereinstimmung

Um die Ähnlichkeit zwischen zwei Teilbildern zu bestimmen, wird der Abstand zwischen beiden Bildern an der Stelle (r, s) im Zielbild I (Abb. 16, rechts) berechnet.

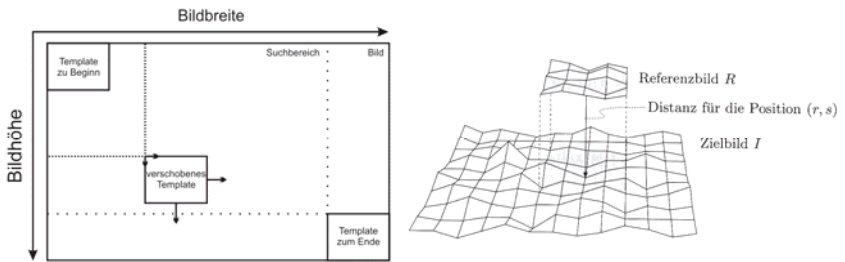


Abb. 16: Verschiebung des Templates und Berechnung des Distanzbildes (verändert nach BURGER und BURGE 2006)

Für den Abstand gibt es verschiedene gebräuchliche Definitionen. Die drei bekanntesten sind: „Die Summe der Differenzbeträge“, „Der maximale Differenzbetrag“ und „Die Summe der quadratischen Abstände“. Das letzte Verfahren wird auch als „N-dimensionaler euklidischer Abstand“ bezeichnet. Für R als Referenzbild und (i, j) als Positionen der Pixel in diesem Bild lauten sie:

Summe der Differenzbeträge:

$$d_A(r, s) = \sum_{(i, j) \in R} |I(r + i, s + j) - R(i, j)|$$

Maximaler Differenzbetrag:

$$d_M(r, s) = \max_{(i, j) \in R} |I(r + i, s + j) - R(i, j)|$$

Summe der quadratischen Abstände:

$$d_E(r, s) = \left[\sum_{(i, j) \in R} (I(r + i, s + j) - R(i, j))^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

Als Suchstrategie kommt in dieser Arbeit das simple Verschieben des Templates von links nach rechts und dieselbe Vorgehensweise eine Zeile tiefer bis zum Erreichen des Bildendes zum Einsatz. An dieser Stelle lassen sich, im Hinblick auf eine schnellere Verarbeitungsgeschwindigkeit, verschiedene Optimierungsstrategien einsetzen, die z.B. die Parallelisierung nutzen.

Auf das errechnete Ergebnisbild wird eine Schwellwertoperation angewandt, so dass nur noch die Maxima im Bild enthalten bleiben, die die Position des Templates im Bild darstellen.

3.3.4 Auf räumliche Beziehungen ausgelegte Methoden (Spatial based)

Besonders zu Zwecken der Kontrolle sind Erkennungsmethoden, die auf räumliche Beziehungen ausgelegt sind, einsetzbar. Objekte, die immer gleich sein müssen und von denen es ein Referenzobjekt gibt, können anhand von Relationen beschrieben werden.

Abbildung 17 veranschaulicht die zugrunde liegende Vorgehensweise.

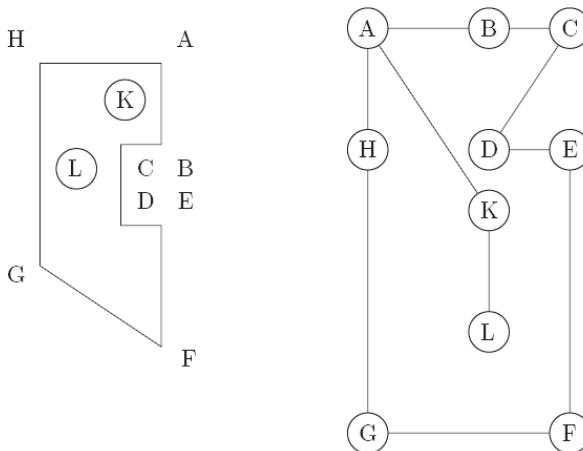


Abb. 17: Ein Objekt (links) mit einem zugehörigen Relationsgraphen (rechts)⁴

⁴ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm CorelDRAW Graphics

Das Objekt auf der linken Seite weist markante Punkte an den Ecken sowie Löcher auf. Die Ecken sind mit den Buchstaben A – H und die Löcher mit den Buchstaben K und L bezeichnet.

Es ist nun möglich, Relationen zwischen diesen Punkten zu bilden. Das sind beispielsweise die Verbindungen zwischen den Ecken und die zugehörige Entfernung, die Winkel zueinander oder die Lochdurchmesser. Bei einem zweiten Objekt werden dieselben Relationen erfasst und mit diesen Referenz-Relationen verglichen. Sind beide gleich, so handelt sich um ein gleiches Objekt.

3.4 Segmentierung

Im ersten Schritt lassen sich Verfahren zur Bildverarbeitung in der Informatik nach der Dimension differenzieren. Es existieren 2-dimensionale und 3-dimensionale Verfahren. Bei der Bildaufnahme durch einen entsprechenden Sensor findet eine Abbildung des 3-dimensionalen Raums (mit Zeitbezug 4-dimensionaler Raum) in den 2-dimensionalen Raum (Ebene) statt. Abhängig von der Projektionsrichtung verliert man dadurch räumlich bezogene Informationen; bei senkrechter Projektion die Höheninformationen. Diese Informationen lassen sich durch die Verfahren aus Kapitel 3.4.2 teilweise rekonstruieren.

3.4.1 2D-Segmentierung

Die Segmentierung ist einer der wichtigsten Teilschritte der Bildanalyse und wird bei sehr vielen Verfahren als Schritt der Vorverarbeitung benötigt. In erster Näherung werden Objekte vom Bildhintergrund getrennt. Die Gesamtaufgabe der Segmentierung umfasst im eigentlichen Sinne aber ebenfalls die Trennung der Objekte untereinander. Bei überlappenden Objekten ist dies in vielen Fällen äußerst schwer oder gar unmöglich.

Eine vollständige Lösung des Segmentierungsproblems im zweidimensionalen Raum existiert ohne den Einsatz von Kontextwissen nicht. Diese Aussage soll in diesem Kapitel bewiesen werden. Dazu muss zuerst die Aufgabe der Segmentierung abgegrenzt werden. Die obere Schranke lässt sich folgendermaßen definieren. Alle Objekte, die ein Mensch als mindestens zwei Objekte ansieht, müssen auch von einem Algorithmus als mindestens zwei Objekte angesehen werden. Das bedeutet, dass ein Objekt, welches die gleiche

Farbe wie der Hintergrund hat und keine Schatten wirft, weder vom Menschen noch von einem Algorithmus erkannt werden kann. Durch beispielsweise Schattenwurf kann der Mensch allerdings durch Interpretation das Objekt, wenn auch nicht klar abgegrenzt, segmentieren. Diese Interpretationsfähigkeit des Bildinhalts ist der Grund dafür, dass bisher keine vollständige Segmentierung existiert.

Damit lässt sich auch ein Beweis finden, dass eine vollständige Segmentierung durch die bekannten Algorithmen nicht existiert. Der Beweis wird durch einen Gegenbeweis erbracht. Man nehme also an, es existiert ein Algorithmus zur vollständigen Segmentierung eines Bildes. Dann reicht es mindestens ein Bild zu finden, auf dem keine Segmentierung mit diesem Algorithmus möglich ist mit den oben genannten Beschränkungen (Segmentierbarkeit durch den Menschen).

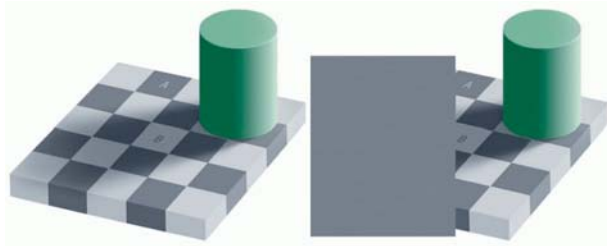


Abb. 18: Problemdarstellung der zweidimensionalen Segmentierbarkeit (verändert nach ADELSON 1995)

Außer dem Zylinder enthält die Abbildung 18 keine Farbinformationen, so dass eine Segmentierung nur auf Basis der Grauwerte funktionieren kann. Die Flächen A und B sind für den Menschen offensichtlich unterschiedlich, also getrennt segmentierbar. Auf der rechten Seite von Abbildung 18 wird durch die neu eingefügte Fläche gezeigt, dass Fläche A und B den gleichen Grauwert besitzen. Damit kann der angenommene Algorithmus die beiden Flächen nicht segmentieren, was einen Widerspruch zur Annahme darstellt. Folglich existiert kein Algorithmus, der allgemeingültig Segmentierungen durchführen kann.

3.4.1.1 Differenzbild

Segmentierungsverfahren, die auf physikalischen Eigenschaften aufbauen, sind oft in der Lage algorithmische Berechnungen zu simplifizieren oder zu reduzieren. Das Differenzbildverfahren nach GERHARDS *et al.* (2002) nutzt das Reflexions- und Absorptionsverhalten von Materialien und speziell des in den Pflanzen enthaltenen Chlorophylls aus.

In Kapitel 3.2.1.1 und 3.2.1.4 wurden bereits Reflexionsspektren von Boden und Pflanzen gezeigt. In der generalisierten Darstellung sind die beiden Absorptionsspektren des Chlorophylls bei 400 – 500 nm (blauer Spektralbereich) und bei 600 – 700 nm (roter Spektralbereich) zu erkennen. Außerdem ist das starke Reflexionsverhalten der Pflanzen bei größeren Wellenlängen erkennbar.

Diese Eigenschaft lässt sich ausnutzen um mit einfacher Differenzbildung ein Bild zu errechnen, welches ausschließlich die lebenden Pflanzen zeigt und alle Fremdojekte ebenso wie den Hintergrund ausblendet. Dieses Verfahren entspricht damit der Segmentierung auf einem zweidimensionalen Bild und weist auch dieselben Eigenschaften auf. Es können also ebenfalls nicht überlappende Pflanzen getrennt werden.

Abbildung 19 zeigt die Anwendung und Realisierung eines solchen Systems. Dazu werden zwei Kameras benötigt, die zwei verschiedene Wellenlängen aufnehmen. Bei diesem Verfahren wurden der rote und infrarote Spektralbereich gewählt. Bedingt durch die Technologie sind beide Kameras fähig das vollständige Spektrum des sichtbaren und infraroten Lichts zu erfassen, so dass zusätzlich mit optischen Filtern vor den Kameras gearbeitet werden muss. Ein Kaltlichtspiegel dient dazu, das Bild auf die beiden Kameras zu verteilen. Dieser muss folglich mindestens einmal justiert werden.

Der Vergleich der beiden aufgenommenen Bilder kann pixelorientiert geschehen und besteht nur aus einer Differenzfunktion. Diese einfache Aufgabe kann ein einfacher Mikrokontroller übernehmen, so dass diese Arbeit innerhalb des Kamerasystems stattfinden kann. Durch Parallelisieren dieses Vorgangs könnte ein Geschwindigkeitszuwachs entstehen, ob dies so durchgeführt wird, ist nicht bekannt.

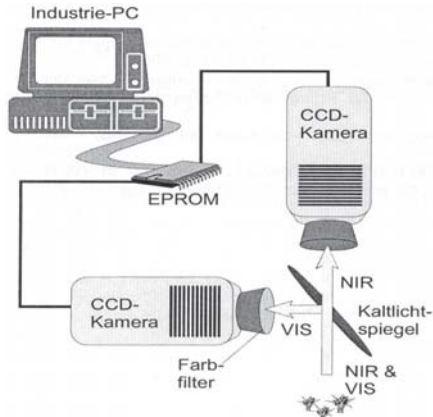


Abb. 19: Differenzbildverfahren nach GERHARDS *et al.* (2002)

Das errechnete neue Bild ist ein Binärbild und hat somit die Informationen zur Farbe oder Textur nicht rekonstruierbar verloren. Bis zu diesem Schritt wurden noch keine Erkennungsmaßnahmen zur Bestimmung der Pflanzen durchgeführt. Die Geschwindigkeit dieser Segmentierung wurde mit 2 Bildern pro Sekunde angegeben.

3.4.1.2 Grauwertbilder - Histogramme

Alle Mikrochips, die Bilder aufnehmen, sind ohne den Einsatz von Farbfiltern nur in der Lage Grauwertbilder zu liefern. Dabei werden pro Bildpunkt die eingefallenen Lichtquanten pro Zeiteinheit gemessen. Um Eigenschaften von Grauwertbildern beurteilen zu können, sind Bildstatistiken ein häufig verwendetes Hilfsmittel. Histogramme sind Häufigkeitsverteilungen und beschreiben die Häufigkeit der einzelnen Intensitätswerte.

Bei einem Grauwertbild I mit möglichen Intensitätswerten im Bereich

$$I(u, v) \in [0, K - 1]$$

enthält das zugehörige Histogramm H genau K Einträge. Bei einem 8-Bit-Grauwertbild beispielsweise, beträgt $K = 2^8 = 256$.

Jeder Histogrammeintrag $H(i)$ ist definiert als:

$$h(i) = \text{card}\{(u, v) \mid I(u, v) = i\}$$

oder ausformuliert:

$$h(i) = \text{die Anzahl der Pixel von } I \text{ mit dem Intensitätswert } i \text{ für alle } 0 \leq i < K.$$

Durch diese Abbildungsvorschrift gehen die räumlichen Informationen im zugehörigen Bild verloren, allerdings kann man Objekte mit hinreichend großen Helligkeitsunterschieden durch ihre Maxima im Histogramm segmentieren. So werden die Bildpunkte in Intervalle eingeteilt, die im Originalbild die einzelnen Objekte repräsentieren.

Aus einem Histogramm lassen sich auch Eigenschaften der Bildaufnahme ablesen. Fehler in der Belichtung sind im Histogramm daran zu erkennen, dass größere Intensitätsbereiche an einem Ende der Intensitätsskala ungenutzt sind, während am gegenüberliegenden Ende eine Häufung von Pixelwerten auftritt. Aussagen über den Kontrast lassen sich ebenfalls treffen, da als Kontrast der Bereich von Intensitätsstufen bezeichnet wird, die in einem gegebenen Bild effektiv genutzt werden.

3.4.1.3 Farbbild/-räume

Mehr Informationen als aus Grauwertbildern lassen sich mit Hilfe von Farbbildern erhalten, da in den Farben selbst Informationen enthalten sind. Farben sind Farbreize, die sich durch ihre spektrale Zusammensetzung unterscheiden, und werden durch den Betrachter individuell wahrgenommen. Um Unterschiede der Farben exakt definieren zu können, wurden verschiedene Farbmodelle entwickelt. Sie beruhen auf verschiedenen Ansätzen, die in Tabelle 5 zusammengefasst sind:

Tab. 5: Farbräume, sortiert nach Anwendungsgebiet

Anwendungsgebiet	Farbräume
Physiologie basiert	CIE-RGB, CIE-XYZ
Psychologie basiert	CIE L*a*b*, CIE L*u*v*
Hardware orientiert	RGB, CMY(K), YIO
Nutzer orientiert	HLS, HCV, HSV, HSB, MTM

Wichtig für die Wiedergewinnung von Informationen aus Bildern ist die Wahl des geeigneten Farbraums für die einheitliche Wahrnehmung (perceptual uniformity) durch den Menschen. FENG *et al.* (2003) ist daher der Auffassung, dass die Farbräume RGB und CMYK als geräteabhängige Farbräume ungeeignet sind und die Farbräume CIE $L^*a^*b^*$, CIE $L^*u^*v^*$ als geräteunabhängige Farbräume besser geeignet wären. Sie gehen auf die menschlichen Fähigkeiten ein, Helligkeitswerte besser als Farbwerte differenzieren zu können.

Unabhängig von der Wahl des Farbraums werden alle Farbwerte in Intervalle eingeteilt. Alle Farbwerte, die in ein Intervall fallen, gehören dann zu einem Objekt. Damit ist das Verfahren besonders geeignet, falls sich alle Objekte in der Farbgebung unterscheiden.

3.4.2 3D-Segmentierung

Die dritte Dimension in Bildern lässt sich mit mehreren Methoden rekonstruieren. Alle verwendbaren Methoden weisen dabei besonders die folgenden Schwachstellen auf. Zum einen benötigt die Rekonstruktion einen bestimmten Aufwand, der Rechenzeit des Computersystems verbraucht und dadurch einen Einsatz in Echtzeit beschränkt. Zum anderen können die Verfahren bei Überlagerung der Objekte entlang der Projektionsachse die überdeckten Objekte mangels Abbildungsinformationen nicht rekonstruieren. Im Wesentlichen existieren drei Grundarten zur Rekonstruktion der fehlenden Dimension, die in Verfahren mit einer oder mehreren Kameras unterteilt werden könnten.

3.4.2.1 Fokussierung der Kamera

Insbesondere Bildaufnahmen mit hoher Auflösung besitzen nach den Gesetzen der Wellenoptik nur eine geringe Tiefenschärfe. Die Auflösung eines optischen Systems beschreibt seine Fähigkeit, nahe beieinander liegende Objekte so abzubilden, dass sie noch getrennt wahrgenommen werden können und wird in Linienpaaren pro mm angegeben. Für geeignete Konstanten k_1 , k_2 gilt dann, dass bei einer Auflösung $k_1 \cdot A$, die Tiefenschärfe k_2 / A^2 zu erwarten ist. Das bedeutet, dass die Tiefenschärfe umgekehrt

proportional zum Quadrat der numerischen Auflösung ist. Die Größe A wird als numerische Apertur bezeichnet. Für typische Werte der physikalischen und optischen Parameter (Wellenlänge, Brechungsindex) ergibt sich eine numerische Apertur von 0,25. Bei einer Auflösung von 750 Linienpaaren pro Millimeter erhält man dann eine Tiefenschärfe von 8 μm . Bei einer Verdopplung der Auflösung erhält man jedoch nur noch eine Tiefenschärfe von 2 μm .

Mit Bildern, die eine unterschiedliche Lage der Schärfe-Ebene und jeweils geringe Tiefenschärfe besitzen, lassen sich insgesamt ein scharfes Bild errechnen und über die gewonnenen Tiefeninformationen ein dreidimensionales Bild berechnen (MERKL und PETROV 2005). Dazu werden mehrere Bilder eines Objekts mit verschiedenen Scharfeinstellungen aufgenommen und deren Ebene gespeichert. Jedes der Bilder wird in logische Einheiten (kleine Rechtecke) unterteilt und darauf eines der folgenden drei Methoden angewandt:

1. Summe-Modulus-Differenz,
2. Energie des Bildgradienten,
3. Sum modified Laplace.

Beim ersten Verfahren wird das Maximum der Fokussierung benachbarter Bildpunkte mit der Formel:

$$SMD_{xy} = \sum_x \sum_y |2 \cdot I(x, y) - I(x, y-1) - I(x+1, y)|,$$

mit $I(x, y)$ ist Intensitätswert an der Stelle (x, y) im Bild

bestimmt um den Bildpunkt zu finden, der in der aktuellen Schärfeebene scharf abgebildet wird.

Im zweiten Verfahren wird das Fokussierungsmaximum nach der Formel:

$$P_{Grad} = \sum_x \sum_y I_x(x, y)^2 + I_y(x, y)^2$$

berechnet.

Beim Sum modified Laplace-Verfahren kann man zusätzlich mittels eines Parameters a Einfluss auf den benachbarten Bildbereich ausüben und kann die Fokussierungsmaxima mit folgender Formel bestimmen:

$$ML(x, y) = |2I(x, y) - I(x - a, y) - I(x + a, y)| + |2I(x, y) - I(x, y - a) - I(x, y + a)|.$$

Nun wird jedem Bildpunkt einer Schärfeebene, die bekannt ist, zugeordnet und damit die dritte Dimension der Oberflächen rekonstruiert.

3.4.2.2 Lichtschnitt

Die Verfahrensklasse Shape from Shading beruht auf dem mathematischen Verfahren der Triangulation, welches ohne einen Emittor (Laser, Lichtquelle mit Streifenmuster) in Kapitel 3.4.2.4 beschrieben ist. Der Abstand zwischen Emittor und der Kamera, die das Bild aufzeichnet, sowie deren Ausrichtung (Winkel) zu dieser (Basis-)Linie, müssen bekannt sein. Dies wird durch den Versuchsaufbau vorgegeben. Dann lässt sich mit Hilfe der trigonometrischen Funktionen Sinus und Cosinus der Abstand eines Punktes zur Basislinie berechnen.

Diese Funktion eines Laserscanners mit einem Laserpunkt wird beim Laserschnitt-Verfahren auf eine Linie erweitert. Es werden Punkte auf der Linie gewählt und für diese das eben beschriebene Verfahren durchgeführt. Dieses Verfahren kann wiederum erweitert werden indem ganze Streifenmuster auf das Objekt projiziert werden und an jedem Hell-/Dunkelübergang das Verfahren des Laserschnitts angewendet wird.

3.4.2.3 Shape from Silhouette

Beim Shape from Silhouette-Verfahren wird das Objekt von einer Kamera umfahren und zu jedem Winkel das entsprechende Bild verarbeitet, so wie es in Abbildung 20 illustriert ist.

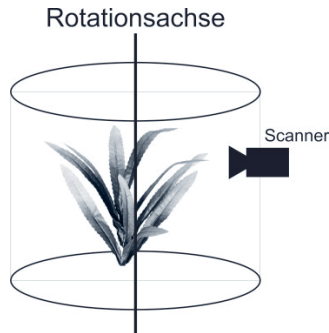


Abb. 20: Position und Bewegung einer Kamera zur 3D-Erfassung eines Objekts mit dem Shape from Silhouette-Verfahren⁵

Für jedes Bild bestimmt man die Silhouette des Objekts, zum Beispiel mit Hilfe einer Methode aus Kapitel 4.5.2.1. Dabei ist eine besonders starke Hintergrundbeleuchtung sehr hilfreich. Hebt sich das Objekt farblich oder hellkeitsbezogen stark vom Hintergrund ab, so ist die Silhouette leichter zu bestimmen. Dann wird die Kameraposition verändert und wieder die Silhouette bestimmt usw.. Die horizontalen Informationen stellen dann in der vertikal um 90 Grad gedreht Ansicht die Tiefeninformation dar. Für eine vollständige Rekonstruktion ist es nötig Aufnahmen aus verschiedenen Perspektiven zu verwenden, so dass alle Oberflächenpunkte des Objekts als Randpunkte einer Silhouette abgebildet werden können. Weil Vertiefungen im Objekt unter keiner Perspektive als Silhouette sichtbar werden, ist dieses Verfahren nicht geeignet um „Einhöhlungen“ in einem Objekt zu rekonstruieren.

Sollte es nötig sein, das Objekt vollständig als Objekt zu speichern, so müssen die einzelnen Silhouetten zu einem Voxel-Körper zusammengefügt werden. Dies ist bei SZELISKI (1993) in seiner ursprünglichen Form beschrieben und von MERCIER und MENEVEAUX (2005) verbessert worden. In einer für diese Arbeit relevanten Version, kann über die Silhouette Informationen über die Höhe einzelner Objekte gewonnen werden um Überlappungen von Pflanzenteilen zu detektieren.

⁵ Erstellt mit dem Grafikprogramm Corel Draw

3.4.2.4 Stereotriangulation

Bei der Aufnahme einer Szene mit einer Kamera erhält man eine Abbildung aus dem dreidimensionalen Raum in den zweidimensionalen Raum (Ebene). Durch diesen Vorgang verliert man Informationen, die zum Beispiel Auskunft über die Anordnung von Objekten im Raum beinhalten. Mit Hilfe von mehreren Kameras kann man diese verlorenen Informationen zum großen Teil wiedererlangen. Abbildung 21 verdeutlicht diese Zusammenhänge.

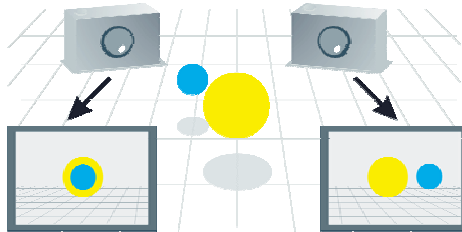


Abb. 21: Aufnahme einer Szene mit zwei Kameras⁶

Das Bild der linken Kamera kann, ohne Berücksichtigung der verschiedenen Farben, nicht zwischen der gelben und blauen Kugel unterscheiden während die rechte Kamera dies kann. Dafür können in beiden Einzelbildern die Entfernungen der Kugeln, bei unbekanntem Radius der Kugeln, zur Kamera nicht ermittelt werden. Ferner kann, auch wenn beide Bilder verrechnet sind, keine Aussage getroffen werden wie die Szene aus der Perspektive des Betrachters aussieht. Hier könnten beispielsweise die Kugeln eine Ausbuchtung haben.

Durch die bekannte Orientierung von zwei Kameras und der Kenntnis des Projektionsverhaltens des Lochkameramodells, ist es möglich den Schnittpunkt von einer Gerade, die von einem Punkt im Bild ausgeht, mit der Abbildungsebene der Kamera zu berechnen. Dabei existiert die Problematik, dass dieses Verfahren auf beiden Bildern der beiden Kameras durchgeführt werden muss und man in beiden Bildern denselben Punkt wiederfinden muss. Dieses Problem ist als Korrespondenzproblem bekannt. Mit Hilfe der Epipolargeometrie (SCHREER 2008, BARRETO und DANILIDIS 2005) lässt sich die

⁶ Entworfen mit dem 3D-Modellierer Autodesk Maya 3D, bearbeitet mit dem Grafikprogramm Adobe Photoshop

Problematik stark vereinfachen. Die Epipolargeometrie kann eine einfache Beziehung zwischen korrespondierenden Punkten ohne Kenntnis der Kamerapositionen herstellen.

Ausgehend davon, dass die Lage zweier Kameras zueinander stabil bleibt, existiert in beiden Bildern der Epipol (Abb. 22, gelber Punkt), dessen Lage ebenfalls stabil bleibt. Der Epipol eines Bildes ist gleichzeitig die Abbildung des Projektionszentrums der anderen Kamera. Durch ihn laufen alle Epipolarlinien eines Bildes, er selber kann sich aber je nach Lage der Kameras zueinander außerhalb des eigentlichen Bildes befinden.

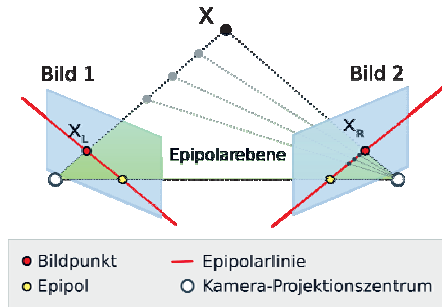


Abb. 22: Elemente der Epipolargeometrie (NORDMANN 2007)

Die Epipolarebene wird durch die Projektionszentren der Kameras (weißer Punkt) und dem aufgenommenen Objektpunkt aufgespannt (grüne Fläche). Ein festgelegter Punkt in einem Bild kann dann gefunden werden indem man entlang der Epipolarlinie sucht.

Um die Berechenbarkeit zu vereinfachen, werden für die Arbeit im Stereosehen zwei Singularitäten ausgenutzt. Stehen die Kameraebenen exakt parallel zueinander, verschieben sich die Epipole ins Unendliche und die Epipolarlinien sind exakt horizontal (Stereonormalfall). Sie bietet bei der Korrespondenzsuche den Vorteil, dass aufgrund der horizontalen Epipolarlinien die Epipolargeometrie bekannt ist und eine Bildkorrespondenz lediglich in der Horizontalen, bei Digitalkameras also entlang einer Pixelzeile, gesucht werden muss. Befinden sich die beiden Kameras voreinander, sind also in Blickrichtung gegeneinander verschoben, verschieben sich alle Epipole in die Bildmitte; die Epipolarlinien verlaufen also ausgehend vom Bildzentrum sternförmig nach außen.

3.5 Klassifikation

3.5.1 Charakterisierung von Klassifikationsverfahren

Klassifikationsverfahren dienen stets dazu, eine Funktion zu finden, die die Eingabewerte auf die Ausgabewerte abbildet. Dabei begründet sich die Schwierigkeit im statistischen Rauschen der Eingabewerte und an der Nichtlinearität der Abbildungsfunktion.

Die besten heute bekannten Lernalgorithmen sind wegen ihrer gigantischen Rechenzeit bei hochdimensionalen Zustands- und Aktionsräumen immer noch nicht praktisch anwendbar (ERTEL 2009). Durch Beobachtung an Menschen und Tieren konnte beobachtet werden, dass eine Einteilung in kleine Module und Verknüpfung dieser Ebenen den Aktionsraum stark verkleinert und damit das Lernen beschleunigt werden kann. Dieses Lernen auf mehreren Ebenen wird als hierarchisches Lernen (BARTO und MAHADEVAN 2003, PANAIT und LUKE 2005) bezeichnet.

Die im folgenden Kapitel vorgestellten Klassifikationsverfahren eignen sich wie die oben beschriebenen kleinen Module. Als Lernverfahren mit Lehrer gehören sie zur Klasse des Supervised Learnings. Eine andere Lernverfahrensklasse ist das Lernen durch Verstärkung (Reinforcement Learning). Der wesentliche Unterschied zwischen beiden Klassen liegt im Fehlen von Trainingsdaten beim Reinforcement Learning.

3.5.2 Klassifikationsverfahren

3.5.2.1 Künstliche Neuronale Netze

Unter dem Begriff „Künstliches Neuronales Netz“ werden verschiedene Datenauswertungsverfahren zusammengefasst, die durch Verknüpfung von linearen und nicht linearen Funktionen einen mehrdimensionalen Datensatz auswerten. Neuronale Netze kommen zum Einsatz, wenn weder statistische Kennzahlen noch inhaltliche Zusammenhänge der Datensätze im Vordergrund stehen und gelten als nicht überwachte Lernverfahren. Für das Erlernen einer linearen Funktion ist es ausreichend, dass das Netz nur aus einer Input- und Output-Schicht besteht. Diese Art von Netz wird im Allgemeinen auch als ein „Perceptron“ bezeichnet (ROSENBLATT 1958, MINKSY und PAPERT 1969).

Sollten die Eingabedaten aber nicht mehr in linear separabler Form vorliegen, so kann das Netz nur die Funktion erlernen, wenn sich zwischen der Input- sowie der Output-Schicht

noch mindestens eine verdeckte Hidden-Schicht befindet. Diese Netze werden aufgrund dessen auch als „multi layer perceptron“ (MLP) bezeichnet. Bei vorwärts gerichteten Netzen sind die einzelnen Neuronen einer Schicht jeweils mit allen Neuronen der folgenden Schicht verbunden. In Abbildung 23 wird ein Künstliches Neuronales Netz mit einer verdeckten Schicht dargestellt. Jede Verbindung zwischen den Neuronen ist dabei eine Gewichtungsfunktion ($w_{j,i}$) zugeordnet, die den Einfluss der vorherigen Neuronen auf das aktuelle Neuron angibt. Aus den Eingabewerten (x_1, \dots, x_n) kann das Künstliche Neuronale Netz, nachdem geeignete Gewichtungsfunktionen durch Trainieren des Netzes gefunden worden sind, die Ausgabewerte (y_1, \dots, y_n) berechnen.

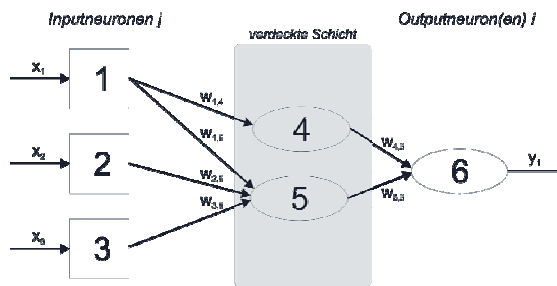


Abb. 23: Beispiel eines Künstlichen Neuronalen Netzes mit verdeckter Schicht⁷

Ferner existieren Künstliche Neuronale Netze, in welchen z.B. die Output-Neuronen wieder zurückgekoppelt werden (ZELL 1994, SCHÖNEBURG *et al.* 1990). Nach HAUN (2007) existieren zurzeit 30 Typen von Neuronalen Netzen, unter anderem: ADALINE (Adaptive Linear Neural Element), ART (Adaptive Resonant Theory), AM (Associative Memories, Assoziativspeicher), BAM (Bidirectional Associative Memories, Bidirektionaler Assoziativspeicher), Boltzmann-Maschine, BSB (Brain-State-in-a-Box), CCN (Cascade Correlation), Cauchy-Maschine, CPN (Counter Propagation), GRNN (Generalized Regression Neural Network), Hamming, Hopfield, LVQ (Learning Vector Quantization, Lernvektor-Quantisierung), MADALINE, MLPT mit BP (Mehrschichtige Feedforward Backpropagation), Neokognitron, NLN (Neurologische Netzwerke), Perceptron, PNN (Probabilistic Neural Network, Neuronales Netzwerk mit

⁷ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm CorelDRAW Graphics

Wahrscheinlichkeitsverteilung), RBF (Radial Basis Function), RNN (Recurrent Neural Networks, Rekursive Neuronale Netze), RCE (Reduced Coulomb Energy), SOFM (Self-Organizing Feature Map).

Eine Übersicht zu welchen Zwecken die einzelnen Netze eingesetzt werden können, wird tabellarisch in Tabelle 6 gezeigt.

Tab. 6: Übersicht über einige Künstliche Neuronale Netze, aufgestellt in Anlehnung nach HAUN (2007)

Architektur	Typ	Anwendung				
		Assoziativ- speicher	Klassi- fizierung	Muster- erkennung	Prognose	Optimierung
Einschichtig vorwärtsgerichtet	ADALINE		x			x
	AM	x				
	LVQ		x	x		
	SOFM		x	x	x	x
Mehrschichtig vorwärtsgerichtet	CCN		x	x	x	
	GRNN		x	x	x	
	MADALINE				x	
	MLFF	x	x	x	x	x
	Neokonitron			x		
	RBF		x	x	x	
	RCE		x	x		
Rückgekoppelt	ART	x	x	x		
	BAM	x				
	BSB	x				
	Boltzmann					x
	CPN		x	x		
	Hopfield	x				x
	RNN				x	

3.5.2.2 Schließen mit Unsicherheit

Eine zweiwertige Logik, die nur wahr oder falsch kennt, ist nicht in der Lage, alle vorkommenden Sachverhalte abzubilden. Es ist folglich nötig, eine Sprache zu verwenden, die Unsicherheiten formalisieren kann. Über Wahrscheinlichkeitswerte der Wahrscheinlichkeitsrechnung lassen sich Unsicherheiten modellieren. Die größte

Bedeutung des Schließens mit Unsicherheit betrifft das Zeitverhalten einer Entscheidung und das Schließen bei beschränkten Ressourcen.

Das Schließen mit Unsicherheit ist besser geeignet als beispielsweise die Dempster Schäfer-Theorie bei der einer logischen Aussage A eine Glaubensfunktion $Bel(A)$ zugeordnet wird (PEARL 1988) oder die Fuzzy-Logik. Obwohl sie erfolgreich in der Regelungstechnik eingesetzt wird, weist sie beim Schließen mit Unsicherheit in komplexeren Anwendungen erhebliche Schwächen auf (ELKAN 1993).

Der zurzeit am meisten verwendete Ansatz zur Modellierung bzw. Rechnung mit Wahrscheinlichkeiten ist das Schließen mit Bayes-Netzen. Dieser ist in Kapitel 3.5.2.8 beschrieben.

3.5.2.3 Quader-Klassifikator

Der Quader-Klassifikator ist eine spezielle Form des Abstandsklassifikators mit fester Wahrscheinlichkeit, der im folgenden Kapitel beschrieben wird. Die Einteilung von Objekten in Klassen geschieht durch die Einteilung des Merkmalsraums in Intervalle, was zu Strecken, Rechtecken, Quadern im zweidimensionalen, dreidimensionalen und vierdimensionalen Raum führt. Der Klassifikator ist n -dimensional, allerdings können sich die Körper in höheren Dimensionen überlagern, was dann dazu führt, dass der Klassifikator nicht mehr eindeutig ist. In dieser Arbeit kann der Klassifikator eingesetzt werden, falls es nur wenige für eine Pflanze charakteristische Eigenschaften gibt mit der Pflanzen untereinander unterscheidbar sind.

3.5.2.4 Abstandsklassifikator

Der Abstandsklassifikator ordnet ein neues Objekt den existierenden Klassen zu indem der mathematische Abstand zwischen dem Merkmalsvektor des Objekts und den Klassen berechnet wird. Da die Klasse oft konstruktionsbedingt einen Raum darstellt, muss eine Konvention getroffen werden, welcher Vektor in der Klasse diese repräsentiert. Üblicherweise wird die Mitte der Klasse gewählt. Es ist ebenso möglich die Ränder der Klasse zu wählen mit der Folge, dass Vektoren der Klasse, die eine große Abweichung gegenüber dem Mittelwert aufweisen, eine fehlerhafte Klassifikation verursachen können.

Als Distanzmaße lassen sich alle mathematischen Distanzmaße verwenden, die auch Gewichtungen beinhalten können. Das wohl bekannteste Distanzmaß dürfte der Euklidische Abstand sein, der folgendermaßen definiert ist:

$$d(x, y) = \sqrt{(x_i - y_i)^2}$$

DOBRAS (2004) geht davon aus, dass sich der Abstandsklassifikator im zweidimensionalen Fall durch die Anwendung von Fuzzy-Logik verbessern lässt. Dazu wird mit Hilfe einer dritten Größe ein Relief erzeugt, welches durch Anwendung der Wasserscheidentransformation in Subklassen aufgeteilt wird. Innerhalb dieser Subklassen wird dann der im folgenden Kapitel behandelte Fuzzy-Klassifikator angewandt.

3.5.2.5 Fuzzy-Klassifikator

Der Fuzzy-Klassifikator ist ein Klassifikationsverfahren, welches auf der Theorie der unscharfen Mengen basiert. Daraus folgt, dass das Ergebnis einer Fuzzy-Klassifikation wiederum eine unscharfe Menge ergibt, bei der die Zugehörigkeit zu einer Klasse als Wert im Intervall von 0 bis 1 angegeben wird. YANG *et al.* (2000) nutzt diese Eigenschaft, um die Verunkrautung in einem Bild zu beurteilen. Dabei wird davon ausgegangen, dass die Nutzpflanze im Zweiblattstadium vorkommt und viel Boden zu sehen sein muss, wenn kein Unkraut vorhanden ist. Die Unkrautpflanzen, die schon viel weiter entwickelt sein müssen, erhöhen den Grünanteil im Bild. Mit Hilfe der unscharfen Fuzzy-Logik und dem dazu gehörigen Entscheidungsmodell aus Abbildung 24, wird eine mengenangepasste Herbizidapplikation durchgeführt.

Der Fuzzy-Klassifikator kann aber auch dazu verwendet werden, die Komplexität in einem Bild zu reduzieren. Es gibt bei der Bildaufnahme keine rauschfreien Bilder, so dass für den Betrachter homogene Farbbereiche nicht werthomogen sind. Daraus folgt ebenfalls, dass Übergänge nur unscharf definiert werden. RICHARDT *et al.* (2006) zeigen basierend auf BAZEDEK *et al.* (1992), dass sich mit Hilfe des Fuzzy-Klassifikators homogene Regionen eingrenzen lassen und somit eine Klassentrennung, insbesondere bei Vorgabe der Farbanzahl, möglich ist.

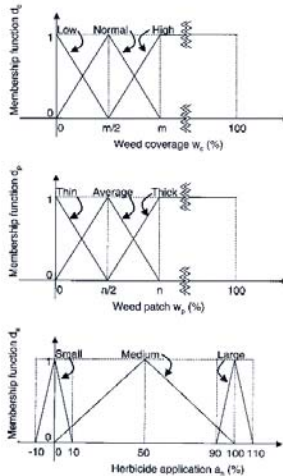


Abb. 24: Entscheidungsmodell mit Fuzzy-Logik zur Unkrautbekämpfung nach (YANG *et al.* 2000)

Die Fuzzy-Logik lässt sich außerdem mit den in Kapitel 3.5.2.1 beschriebenen Künstlichen Neuronalen Netzen kombinieren um Fehlklassifikationen eines Netzes zu korrigieren (HASKEL 1998).

3.5.2.6 Polynomklassifikator

Nach dem Satz von Weierstraß⁸ lässt sich jede stetige Funktion beliebig genau durch Polynome approximieren, sofern der Polynomgrad groß genug gewählt wird. Bei der Klassifikation wird stets eine Funktion gesucht, die es ermöglicht den Merkmalsraum (X) in den Bedeutungsraum (Ω) abzubilden. Beim Polynomklassifikator wird zur Approximation der gesuchten Funktion ein Polynom verwendet.

Der Vorteil des Polynomklassifikators ist die Benutzung linearer Entwurfsgleichungen, die eine explizite Lösung für ein globales Minimum des Approximationsfehlers liefern. Allerdings unterliegt die Entwicklung nach den Basen des Polynoms einer schlechten Konvergenz. Bei Merkmalsclustern kann die Generalisierungsfähigkeit des Klassifikators verloren gehen.

⁸ Karl Theodor Wilhelm Weierstraß (31.10.1815 – 19.02.1897), Deutscher Mathematiker der Analysis

3.5.2.7 Nächste Nachbarn-Klassifikation

Eine parameterfreie Methode zur Schätzung von Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen ist der Nächste Nachbarn-Klassifikator. Die Trainingsbeispiele werden als Merkmalsvektoren abgespeichert und definieren dadurch den zugehörigen Merkmalsraum. Die Dimension des Merkmalsraums ist abhängig von der Komponentenanzahl der Vektoren. Eine Zuordnung durch den k -Nearest-Neighbor-Algorithmus erfolgt durch Betrachtung der k Vektoren, die das kleinste Abstandsmaß zum neu ermittelten Vektor aufweisen. Als Abstandsmaß sind z. B. der Euklidischen Abstands oder die Manhattan-Distanz einsetzbar. Im einfachsten Fall wird dann eine Mehrheitsentscheidung getroffen um den neuen Vektor einer Klasse zuzuordnen.

Abbildung 25 stellt diesen Sachverhalt für einen 2-dimensionalen-Vektorraum und die Einordnung in zwei Klassen dar. Die roten Elemente gehören zu einer Klasse und die grünen Elemente zu einer anderen. Ein neues Merkmal (blau) wird der grünen Klasse zugeordnet, wenn für k die Zahl eins gewählt wird. Das liegt daran, dass das grüne Element im dunkelgrauen Kreis am nächsten zum neuen Merkmal liegt.

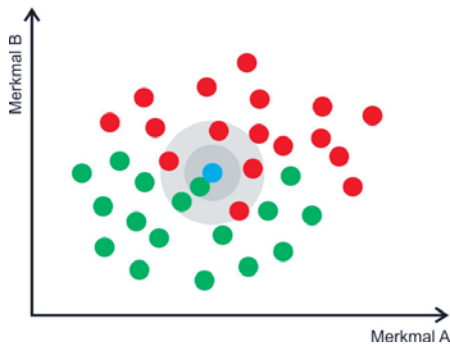


Abb. 25: k -Nächste-Nachbarn in einer zweidimensionalen Punktmenge mit $k=1$ (dunkelgrau) und $k=6$ (hellgrau)⁹.

Wählt man hingegen $k = 6$, so wird das neue Merkmal bei einer Mehrheitsentscheidung der roten Klasse zugeordnet, da die vier roten Merkmale die 2 grünen Merkmale überkompensieren. Dies verdeutlicht der hellgraue Kreis. Die Radien der grauen Kreise sind variabel und wachsen an bis genügend Elemente (genau so viele wie k gewählt wurde) in ihnen enthalten sind.

⁹ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm Adobe Photoshop

Damit sieht man, dass durch ein zu klein gewähltes k die Gefahr besteht, dass Rauschen in den Trainingsdaten die Klassifikationsergebnisse verschlechtern können. Andererseits, wenn das k zu groß gewählt wird, besteht die Gefahr, dass Punkte in die Klassifikationsentscheidung einbezogen werden, die einen viel zu großen Abstand zu dem neuen Merkmal besitzen. Diese Gefahr ist insbesondere groß, wenn die Trainingsdaten nicht gleichverteilt vorliegen oder nur wenige Beispiele vorhanden sind.

Unter der Bedingung der gleichverteilten Trainingsdaten lässt sich eine Verbesserung durch eine gewichtete Abstandsfunktion, bei der weiter entfernte Merkmale schwächer gewichtet werden, erzielen. Die größte Problematik besteht bei hochdimensionalen Räumen und vielen Trainingsdaten, da der Speicher- und Rechenaufwand sehr stark ansteigt.

3.5.2.8 Bayes-Klassifikator

Der Bayes-Klassifikator ist aus dem Bayestheorem:

$$p(\omega|x) = \frac{p(x|\omega) p(\omega)}{p(x)}$$

abgeleitet worden und ordnet jedes Objekt der Klasse zu, zu der es mit der größten Wahrscheinlichkeit gehört oder bei der durch die Einordnung die wenigsten Kosten entstehen.

Im Prinzip ist der Bayes-Klassifikator ein Netz von Wahrscheinlichkeiten. Es werden Variablen, die abhängig voneinander sind, Wahrscheinlichkeiten zugeordnet. Dadurch können aus auftretenden Ereignissen, Aussagen über die zu erwartenden Ergebnisse getroffen werden. Ein Bayes-Netz lässt sich z.B. für Wissensbasierte Systeme (siehe Kapitel 3.5.3) nutzen.

3.5.2.9 Clusterverfahren

Die Besonderheit bei Clusterverfahren, im Unterschied zum Lernen mit Lehrer, liegt in der Nichtklassifizierung der Trainingsdaten. Vielmehr geht es darum Häufungen von Daten zu finden. Grundlegend bei Clusterverfahren ist daher ein geeignetes Abstandsmaß

zwischen den Merkmalsvektoren zu finden. Am gebräuchlichsten sind der Euklidische Abstand,

$$d_e(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2},$$

die Summe der Abstandsquadrate,

$$d_q(x, y) = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2,$$

der Manhattan-Abstand

$$d_m(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|,$$

und der Abstand der maximalen Komponente

$$d_\infty(x, y) = \max_{i=1, \dots, n} |x_i - y_i|.$$

Nachdem Cluster gebildet worden sind, kann bei neuen Merkmalen überprüft werden, in welchen Cluster sie fallen. Die neuen Objekte gehören dann dieser Klasse an.

3.5.2.10 Support Vector Machine (SVN)

Eine Menge von Objekten wird durch eine Support Vector Machine so in Klassen unterteilt, dass um die Klassengrenzen ein maximal breiter Bereich frei von Merkmalsvektoren bleibt. Damit kann eine Support Vector Machine nicht nur zur Klassifikation, sondern auch für die Regression (Statistik) verwendet werden. Für die Konstruktion der Support Vector Machine sind Merkmalsvektoren von Beispielobjekten nötigen, deren Klassenzuordnung bekannt ist.

Die SVN dient dazu eine mehrdimensionale Hyperebene zu finden, die als Trennfläche die Trainingsobjekte in zwei Klassen aufteilt. Der Abstand derjenigen Vektoren, die der Hyperebene am nächsten liegen, wird dabei maximiert. Diese Vektoren werden Stützvektoren (support vectors) genannt und beeinflussen als einzige die Lage und Position der Trennebene ebenso als es die einzigen sind, die benötigt werden um die Ebene mathematisch exakt zu beschreiben.

3.5.3 Wissensbasierte Systeme und Expertensysteme

Der wichtigste Aspekt eines wissensbasierten Systems ist die Trennung zwischen der Darstellung des Wissens über den betreffenden Problembereich (Wissensbasis) und der Verarbeitung dieses Wissens (Wissensverarbeitung). Während in der Wissensbasis spezifisches Wissen über den Anwendungsbereich zu finden ist, stellt die Wissensverarbeitung einen anwendungsunabhängige Problemlösungskomponente dar (BEIERLE und KERN-ISBERNER 2008). Expertensysteme sind spezielle wissensbasierte Systeme, da ihre Wissensbasis von Experten stammt (PUPPE 1990). Nach dieser Definition sind die meisten der existierenden wissensbasierten Systeme Expertensysteme. In FRIEDRICH und STUMPTNER (1990) werden Eigenschaften von Expertensystemen aufgezählt. Diejenigen, die bedeutend für diese Arbeit sind, lauten:

- Experten besitzen überdurchschnittliche Fähigkeiten, Probleme in einem speziellen Gebiet zufrieden stellend zu lösen, selbst wenn diese Probleme keine eindeutige Lösung besitzen oder neu auftreten
- Experten verwenden heuristisches Wissen, um spezielle Probleme zu lösen, und verwerten ihre Erfahrungen
- Sie handeln oft intuitiv richtig, können dann aber ihre Entscheidung nicht begründen
- Sie können Probleme unter Verwendung von unvollständigem und unsicherem Wissen lösen
- Expertenwissen kann oft nicht als solches weitergegeben werden

Kernstück eines wissensbasierten Systems ist eine Wissensbasis, die auf irgendeine Weise im System repräsentiert sein muss. Aus diesem müssen Schlussfolgerungen gezogen werden können, was ein zentraler Aspekt intelligenten Verhaltens entspricht (BRACHMAN und LEVESQUE 2004). Formal bedeutet dies, dass aus gegebenem Wissen W neues Wissen B abgeleitet werden kann, genau dann, wenn sie durch eine Inferenzrelation R miteinander verbunden sind $[(W, B) \in R]$.

4 Material und Methoden

4.1 Hardware und Software

In der vorliegenden Arbeit wurden drei verschiedene Kameras verwendet, deren Sensoren mindestens intern mit einer Auflösung von 12 Bit pro photosensitiver Zelle arbeiten. Um Farben zu detektieren, sind über jeder Zelle Farbfilter in der Bayer-Matrix (Abb. 26) angebracht. Vier benachbarte Zellen werden zu einem Bildpunkt verrechnet und, außer im Rohdatenmodus, auf 24 Bit (8 Bit pro Farbe) reduziert. Bei Verwendung des Rohdatenmodus wurde die Zusammenfassung der Zellen nach dem Prinzip der Bayer-Matrix im Programm durchgeführt.

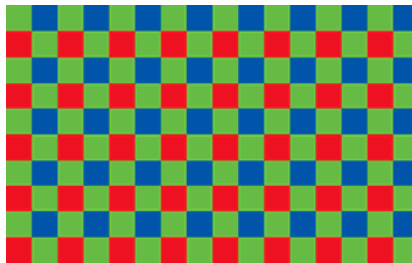


Abb. 26: Bayer-Matrix eines Fotosensors¹⁰

Zwei der verwendeten Kameras waren Industriekameras (AVT Marlin F131C (CMOS) und Foculus FO432SC (CCD)), die direkt mit dem Computer verbunden werden und ihre Bilder über eine genormte Schnittstelle übertragen (Abb. 27). Die Schnittstelle entspricht der IEEE 1394-Norm und wird oft als FireWire oder i.Link bezeichnet. Als standardisiertes Austauschprotokoll wird das „1394-based Digital Camera Specification“-Protokoll, auch als DCAM oder IIDC bezeichnet, verwendet. Damit sind diese Kameras gegenüber anderer, die diese Standards verwenden, austauschbar.

¹⁰ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm Adobe Photoshop

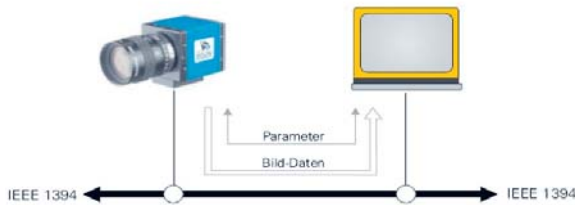


Abb. 27: Standardisierter Datenaustausch von verwendeten FireWire-Kameras¹¹

Die Technologien der Bildsensoren in den Kameras waren unterschiedlich: Während die eine Kamera die CMOS-Technologie (Complementary Metal Oxide Semiconductor) verwendete, verwendete die andere Kamera die CCD-Technologie (Charge-coupled Device). Beide Technologien weisen Vor- und Nachteile auf. Bei der ersten ist es möglich die Transistoren einzeln anzusprechen, während bei der zweiten die Daten zeilenweise ausgelesen werden müssen. Dafür existieren bei der ersten Technologie produktionsbedingt fehlerhafte Transistoren, die zu Farbfehlern in den Bildern auf Pixelebene führen können. Diese müssen dann im Vorverarbeitungsschritt korrigiert werden.

Dazu wird mit der Kamera je ein Bild vor einem schwarzen und weißen Hintergrund erzeugt. Jeder Bildpunkt wird darauf überprüft, ob er den erwarteten Wert liefert und ob sich dessen Wert absolut geändert hat. Werden diese Kriterien nicht erfüllt, so wird der entsprechende Bildpunkt als fehlerhaft gewertet und entweder ignoriert oder bekommt den Durchschnittswert der benachbarten Punkte. Mehr als zwei Subpixel (Bildpunkte einer Farbe, vier Subpixel ergeben einen Bildpunkt) können aus Gründen der Gewährleistung des Herstellers nicht fehlerhaft sein.

Die Datenverarbeitung innerhalb der Kamera, bis das Bild übertragen wird, zeigt Abbildung 28. Auf die Zwischenschritte kann unter Verwendung des oben angegebenen DCAM-Protokolls Einfluss ausgeübt werden.

Die Funktionen zur Korrektur der Schattierung (shading correction), Bildmaskierung, Spiegelung und Überlagerung mit anderen Bildern (graphics overlay) wurden deaktiviert

¹¹ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm Corel Draw

bzw. nicht verwendet. Das Verschärfen von Kanten (sharpness) kann nicht abgeschaltet werden, wird aber nicht angewandt, wenn die Rohdaten ausgelesen werden. Der Weißabgleich (white balance) und die Sensorempfindlichkeit (gain) wurden letztendlich in den Automatikmodus versetzt, da subjektiv keine Verbesserung oder Verschlechterung der Bilder bei Tageslichtaufnahmen wahrnehmbar war. Eine Substitutionstabelle (look-up table, LUT) wurde nicht verwendet, könnte aber zur Maskierung durch die Kamera verwendet werden.

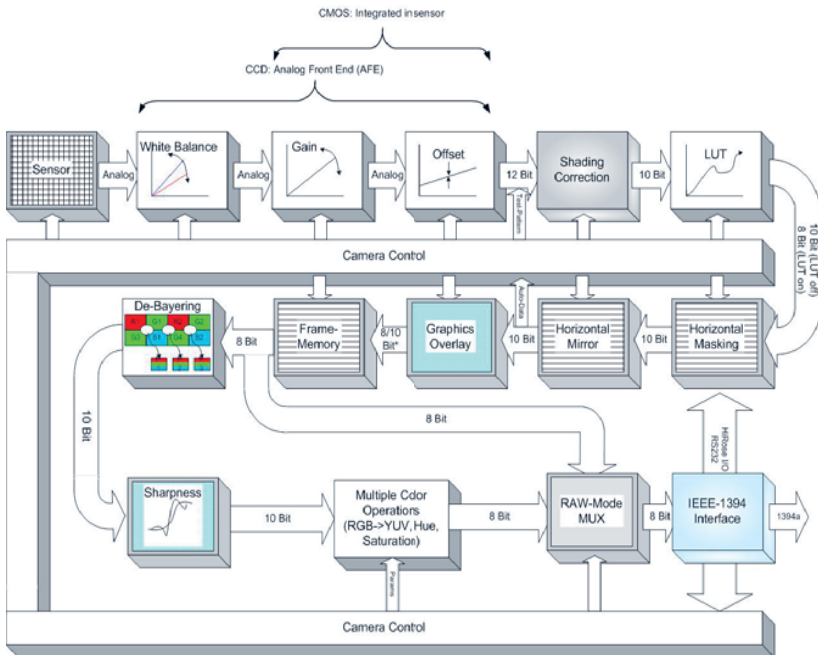


Abb. 28: Datenverarbeitung in der Kamera (ALLIED VISION TECHNOLOGIES, 2005)

Als dritte Kamera kam eine Canon PowerShot S70 mit USB-Schnittstelle zum Einsatz. Die Daten wurden mit Hilfe der integrierten Speicherkarte über ein Kartenlesegerät an den Computer übertragen. Die verwendete Technologie dieser Kamera ist die CCD-Technologie. Als Datenformate standen die drei Formate Joint Photographic Experts Group (JPEG), Tagged Image File Format (TIFF) und ein kameraeigenes Rohformat (Casio-RAW) zur Verfügung.

Beim JPEG-Format gibt es verschiedene Komprimierungs- und Kodierungsverfahren. Davon sind einige Komprimierungsverfahren verlustbehaftet und einige verlustfrei. Die Kamera verwendet ein verlustbehaftetes Verfahren bei der die Komprimierung progressiv ist und die drei Grundfarben in 8-Bit-Farbkanäle kodiert werden. Durch diesen Informationsverlust war dieses Format nicht brauchbar.

Das TIFF-Format ist in der Regel ein Format in dem verlustfreie Verfahren zur Bildkodierung verwendet werden. Auch verschiedene Farbräume und mehrere Bilder in einer Datei werden unterstützt. Allerdings kann TIFF auch als Containerformat für JPEG-Bilder dienen, welche verlustbehaftet sein dürfen. Bei dem Format aus der Kamera wurden bereits Bildverbesserungen wie Kontrast- und Helligkeitsanpassungen durchgeführt.

Im Rohdaten-Format werden die Daten ohne Veränderungen durch die Kamera zur Verfügung gestellt. Dabei erhält man zusätzlich eine Farbtiefe von 12 Bit (sonst 8 Bit) und dadurch einen höheren Kontrastumfang.

Begründet aus diesen Ergebnissen wurden die Bilder sowohl im TIFF-Format, als auch im Rohdaten-Format aufgenommen. Da das letztgenannte Format ein nicht genormtes Format ist, wurde es mit Hilfe der Software DNG-Konverter von Adobe in das standardisierte Format „Digital Negative Format“ (DNG) überführt. Bei diesem Konvertierungsvorgang werden keine Änderungen an den Bildinformationen vorgenommen.

In Tabelle 7 sind die drei beschriebenen Kameras zusätzlich mit den Brennweiten ihrer Objektivs und die verwendeten Auflösungen der Bilder und Farbe aufgelistet.

Tab. 7: Typ, Betriebsmodi, Brennweiten und Auflösungen der verwendeten Digitalkameras

Kameratyp	Kameramodus	Brennweite	Bildauflösung	Farbauflösung
CMOS	DCAM	8,5 mm	1280 Pixel x 960 Pixel	24 Bit / Pixel
CCD	DCAM	6,0 mm	1280 Pixel x 960 Pixel	24 Bit / Pixel
CCD	Digitalkamera	5,8 – 20,7 mm	3112 Pixel x 2328 Pixel (im Rohdatenformat)	48 Bit /Pixel

Die Industriekameras besitzen selbst keinen Permanentpeicher für die Bilder, so dass ein Programm geschrieben werden musste, welches die Bilder aus dem RAM ausliest. Der Zugriff auf diesen Speicher erfolgt durch eine Kombination aus herstellereigenen Treibern

und einem C-Programm (siehe Anhang 11.2), welches als Schnittstelle zu den Java-Programmen dient. Dazu wird das Application Programming Interface (API) JNI-Interface¹² der Programmiersprache Java verwendet.

Algorithmen der Bildverarbeitung, die bekannt sind, wurden aus dem freien Bildverarbeitungsprogramm ImageJ¹³ entnommen. Da dieses in Java programmiert ist und quelloffen vorliegt, können die Algorithmen ohne Beschränkungen genutzt werden. Nicht verfügbare Algorithmen zur Bildverarbeitung wurden in Java programmiert, ebenso wie Algorithmen zur Klassifikation. Diese werden in Anlehnung an RUSSEL und NORVIG (2003) unter dem Begriff „Agent“ verwendet. Die Programmiersprache Java wurde gewählt, weil sie zum einen plattformunabhängig ist und zum anderen dem Stand der Technik entspricht.

Bildverarbeitungsschritte, die nicht direkt der Bilderkennung dienen, wurden mit Corel Photo Paint¹⁴ und Adobe Photoshop¹⁵ durchgeführt. Obwohl das Letztgenannte auch die Verarbeitung von Bildern mit hoher Dynamik unterstützt, wurden zusätzlich die Softwares HDRSoft Photomatix¹⁶, HDRShop¹⁷ und FDRTools¹⁸ verwendet.

Zur Erfassung von Positionsdaten der Unkräuter wurde ein GPS-Empfänger der Firma Leica, Typ GS20, verwendet. Damit lässt sich nach heutigem Stand der Technik eine horizontale Genauigkeit von 7,8 m in 95 % der Messungen erreichen. Durch den Einsatz von DGPS kann die Genauigkeit verbessert werden. Dazu verfügt das Gerät über den Empfang von Korrekturdaten über weitere Satelliten des EGNOS-Dienstes, über Funk des BEACON-Dienstes und über eine Mobilfunkverbindung des ASCOS-Dienstes. Trotz einer höheren Genauigkeit der Korrekturdienste kann das Leica GS20 maximal eine horizontale Genauigkeit von 30 cm erreichen.

¹² <http://java.sun.com/javase/6/docs/technotes/guides/jni/index.html>

¹³ <http://rsb.info.nih.gov/ij/index.html>

¹⁴ <http://www.corel.com>

¹⁵ <http://www.adobe.com/de/products/photoshop/photoshop/>

¹⁶ <http://www.hdrsoft.com/>

¹⁷ <http://www.hdrshop.com/>

¹⁸ <http://fdrtools.com>

4.2 Labor- und Gewächshausversuche

4.2.1 Versuchsaufbau

Durch die phänologische Ähnlichkeit der beiden Unkrautarten *Galium aparine* und *Veronica hederifolia* im Keimblattstadium wird in dieser Arbeit davon ausgegangen, dass diese Arten eine hohe Komplexität in der Unkrauterkenntnis darstellen und ihre Lösung somit ebenfalls die weniger komplexen Probleme lösen kann (Maximumprinzip). Der hohe Schadensschwellenwert von 0,1 bis 0,2 Pflanzen/m² für *Galium aparine* in Getreide erfordert eine hohe Erkennungsgenauigkeit einer automatischen Unkrauterkenntnis. Aus diesem Grund sind die Versuchsaufbauten insbesondere auf die Erkennung von *Galium aparine* ausgerichtet.

Zur Erstellung einer Bilddatenbank mit phänologischen Entwicklungsstadien verschiedener Unkräuter wurden Versuche mit für die Kameras fixierten Parametern (gleiche Kameraeinstellungen) durchgeführt. Die Entwicklungsstadien der Unkräuter umfassten im Versuch das Keimblattstadium und weitere Stadien, die durch den BBCH-Code klassifiziert werden können (HACK *et al.* 1992, MEIER 2001).

Für die Versuche wurden vier verschiedene Versuchsaufbauten gewählt:

1. Im ersten Versuchsaufbau wurde eine Digitalkamera (Canon IXUS Digital) in einer speziell konstruierten Halterung befestigt und so ausgerichtet, dass Senkrechtaufnahmen durchgeführt werden können. Die Höhe der Kamera über der Aufnahme­fläche konnte variiert werden. Seitlich davon wurden LED-Scheinwerfer mit rotem Licht der Wellenlänge 650 nm positioniert. Auch deren Höhe kann variiert werden. Der Versuch wurde in einem Labor durchgeführt, so dass zwischen dem Umgebungslicht (Leuchtstoffröhren) oder den LED-Scheinwerfern gewählt werden konnte.
2. Beim zweiten Versuchsansatz war der Aufbau derselbe, nur dass die Digitalkamera durch eine Industriekamera (Allied Vision Technologie Marlin, CMOS-Technologie) mit Firewire-Schnittstelle ersetzt wurde und zusätzlich ein Computer (Apple MacBook) angeschlossen wurde, der die Daten der Kamera über diese Schnittstelle ausliest. Der Computer lieferte dabei während des Versuchs ein Livebild, welches zur Positionierung der Kamera verwendet wurde.

3. Die dritte Versuchsanordnung wurde in einem Gewächshaus installiert. Als Lichtquelle wurde hier das einfallende Sonnenlicht verwendet. Durch das Gewächshausglas wird UV-Licht physikalisch absorbiert. Würde diese Filterwirkung nicht bestehen, könnte auch die Kamera diese Filterfunktion erfüllen. Für die Aufnahmen wurde eine Digitalkamera (Canon S70) verwendet. Der Wechsel begründet sich auf Grund einer höheren Auflösung, einer besseren Handhabung durch eine Fernbedienung und der Möglichkeit Daten in einem Rohdatenformat aufzunehmen. Diese und die oben erwähnte Industriekamera wurden an einer Halterung montiert, so dass die Kameras in einer fixierten Höhe von 360 mm angebracht waren. Das Gestell stand auf einem Rahmen mit je einer Seitenlänge von 600 mm, in dem die Pflanzschalen positioniert werden konnten. Dabei fixierte der Rahmen sowohl die Pflanzschalen, als auch das Gestell, so dass die Kameras zu den Pflanzen stets die gleiche räumliche Ausrichtung hatten.

Jede Kamera wurde senkrecht über der Szene angeordnet. Zu der Digitalkamera gehörte eine Fernbedienung, die zum Auslösen der Bildaufnahme verwendet werden konnte. Die Industriekamera war über die Firewire-Schnittstelle an den Computer angeschlossen, auf dem das Livebild zu sehen war. Der Computer diente zum Einstellen der Kamera und zum Abspeichern der Bilder.

4. Bei der vierten Versuchsanordnung wurde zusätzlich eine weitere Industriekamera (NET-GmbH FOculus FO432SC, CCD-Technologie) montiert. Um zwei Bilder zu erhalten, die für die 3D-Rekonstruktion aus Kapitel 3.4.2.4 benötigt werden, wurden die beiden Industriekameras mit jeweils $2,3^\circ$ bezogen auf das senkrechte Lot positioniert, wie es in Abbildung 29 gezeigt wird. Damit wird erreicht, dass beide Kameras fast die gleiche Szene abdecken. Die Bildränder, die nur von einer der beiden Kameras aufgenommen wurden, wurden von den Bildern entfernt. Beim Auslösen der Aufnahmen über den Computer wurde erst das Bild der einen Kamera aufgenommen, dann auf die zweite Kamera gewechselt und deren Bild aufgezeichnet.

Die Aufnahme der Bilder erfolgte technisch bedingt im RGB-Farbraum. Dieser Farbraum ist ein additiver Farbraum, der die Farbwahrnehmung durch das Mischen der Primärfarben Rot, Grün und Blau erzeugt. Damit basiert dieser Farbraum auf der Dreifarbentheorie und ähnelt dem physiologischen Farbsehen des Menschen, der durch

drei Zapfentypen auf der Netzhaut, die auf diese drei Grundfarben ansprechen, geprägt ist.

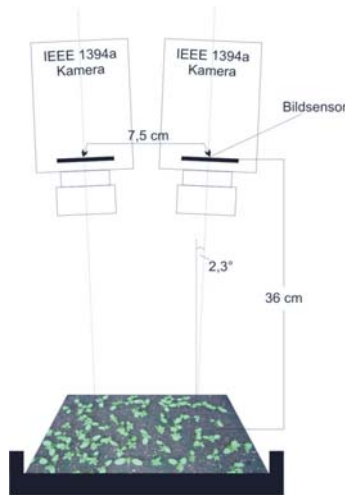


Abb. 29: Kameraanordnung Stereobild¹⁹

4.2.2 Unkrautarten

Im Gewächshaus wurden für die bildanalytische Erfassung verschiedener phänologischer Entwicklungsstadien monokotyle und dikotyle Unkrautarten sowie Kulturpflanzen in Pflanzschalen ausgesät. Für die Untersuchungen wurden typische Hauptunkräuter des Winter- und Sommergetreides ausgewählt.

1. Monokotyle Unkrautarten
 - *Apera spica-venti* (APESV), Gemeiner Windhalm
2. Dikotyle Unkrautarten
 - *Chenopodium album* (CHEAL), Weißer Gänsefuß
 - *Galium aparine* (GALAP), Kletten-Labkraut
 - *Lamium amplexicaule* (LAMAM), Stängelumfassende Taubnessel
 - *Matricaria recutita* (MATCH), Echte Kamille

¹⁹ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm Corel Draw

- *Solanum nigrum* (SOLNI), Schwarzer Nachtschatten
 - *Stellaria media* (STEME), Vogel-Sternmiere
 - *Thlaspi arvense* (THLAR), Acker-Hellerkraut
 - *Veronica hederifolia* (VERHE), Efeu-Ehrenpreis
 - *Viola arvensis* (VIOAR), Acker-Stiefmütterchen
3. Kulturpflanzen
- *Triticum aestivum* (TRZAW), Winterweizen

Apera spica-venti (APESV)

Apera spica-venti zählt als vorwiegender Herbstkeimer zu den bedeutendsten winterannuellen Ungräsern des Ackerbaus in Deutschland. *Apera spica-venti* bevorzugt eher mittlere und leichte Böden. Die Verbreitung und die Befallshäufigkeit mit *Apera spica-venti* haben in den letzten Jahren deutlich zugenommen. Typische *Apera spica-venti*-Regionen gibt es praktisch nicht mehr. Die zu beobachtende starke Ausbreitung von *Apera spica-venti* steht im Zusammenhang mit dem zunehmenden Anteil von Wintergetreide in der Fruchtfolge (ZWERGER *et al.* 1990, HURLE 1993) und reduzierter Bodenbearbeitungsintensität. Bedingt durch die starke Bestockung und den langen Halm, entfaltet *Apera spica-venti* eine hohe Konkurrenzkraft in Wintergetreidebeständen.

Chenopodium album (CHEAL)

Chenopodium album gehört zu der Familie der *Chenopodiaceae*. Als einjährige Pflanze kann CHEAL Wuchshöhen bis drei Meter erreichen. Als C4-Pflanze verläuft die Photosynthese sehr effizient und bietet damit der Pflanze bei ausreichend Licht und Wärme einen Vorteil gegenüber Kulturpflanzen. ELLENBERG *et al.* (1992) beschreibt diese Art als Stickstoffzeiger und ANDREASEN und STREIBIG (1990) als Zeiger für Phosphormangel. Eine gut entwickelte Pflanze kann bis zu 1,5 Millionen Samen produzieren, die sehr lange im Boden lebensfähig bleiben.

Galium aparine (GALAP)

Bei den dikotylen Unkrautarten im Getreide gehört *Galium aparine* zu den am häufigsten vorkommenden Arten. Als kletternde Pflanze überragt sie den Getreidebestand, erhöht die Lagerneigung und kann zu erheblichen Ertragsverlusten führen (PALLUTT und RODER 1992). *Galium aparine* gehört zur Familie der *Rubiaceae*. GALAP kommt im Ackerbau

insbesondere in Wintergetreide, Raps und Hackfrüchten vor. Aber auch in Hecken und auf Schuttplätzen. Die Pflanze ist auf Ackerflächen einjährig; außerhalb auch mehrjährig. Die Keimung erfolgt hauptsächlich im Herbst bis Frühjahr aus 0 bis 10 cm Tiefe und ist in einem breiten Temperaturbereich möglich. GALAP ist als ein wirtschaftlich sehr bedeutendes Unkraut einzustufen (TAYLOR 1999). Auf Ackerflächen ist *Galium aparine* besonders häufig an Stellen mit hoher Stickstoff- und Phosphat-Verfügbarkeit auf lehmigen Böden mit pH-Werten zwischen 5,5 und 8,0 zu finden. Die Vermehrung von *Galium aparine* erfolgt ausschließlich über Samen. Pro Pflanze kann mit 100 bis 500 Samen gerechnet werden. Die zwei Keimblätter sind länglich-oval und neun bis fünfzehn Millimeter lang. Die Folgeblätter in Quirlen zu sechs bis neun Einzelblättern, die jeweils eine einadrig und lanzettliche bis elliptische Blattform aufweisen. Die Länge beträgt 12 bis 60 mm, die Breite drei bis acht Millimeter.

Lamium amplexicaule (LAMAM)

Lamium amplexicaule gehört zur Familie der *Lamiaceae*. Ihre Wuchshöhe beträgt nur 10 bis 25 cm, und sie weist dadurch nur eine geringe Konkurrenzkraft gegenüber dem Winterweizen auf. Für Insekten, insbesondere Bienen, dient sie als starker Nektarlieferant, wobei einige der Blüten sich nicht öffnen und stattdessen selbst befruchten. LAMAM unterscheidet sich insbesondere von anderen *Lamium*-Arten durch die breiten Tragblätter, die im blütentragenden Teil des Stängels oft sehr dicht angeordnet sind. Das Auftreten von LAMAM ist bevorzugt an lehmigen und stickstoffreichen Orten zu beobachten.

Matricaria recutita (MATCH)

Matricaria recutita (früher: *Matricaria chamomilla*) gehört der Familie der *Asteraceae* an und ist in ganz Europa heimisch. *Matricaria recutita* kommt in allen Kulturen vor. Die Pflanze ist auf Ackerflächen einjährig. Die Vermehrung erfolgt generativ. Die Keimung erfolgt hauptsächlich im Herbst bis Frühjahr aus 0,5 cm Tiefe (Oberflächenkeimer). MATCH wächst bevorzugt auf frischen, nährstoffreichen, meist kalkarmen und eher humosen Lehm- und Tonböden. Die Konkurrenzwirkung ist als mittelstark einzustufen. Der Schadensschwellenwert kann mit drei bis fünf Pflanzen pro Quadratmeter angegeben werden. Neben der Konkurrenz um Bodenstickstoff beruht die Schädwirkung auf Lichtkonkurrenz durch das Überwachsen der Getreidebestände.

Die Keimblätter sind länglich bis breitoval und vorn spitz auslaufend, Die primären Laubblätter einfach und die Folgeblätter mehrfach gefiedert. Pro Pflanze können bis zu 5000 (1000 bis 10000) Samen gebildet werden, die mehr als zehn Jahre im Boden überlebensfähig sind.

Solanum nigrum (SOLNI)

Solanum nigrum gehört zu der Familie *Solanaceae*. Die Pflanze kann eine Wuchshöhe von 70 cm erreichen. Die Blütezeit reicht von Juni bis Oktober und in eiförmigen Beeren mit einer Größe zwischen 6 und 10 mm. Jede Beere enthält meist zwischen 26 und 60 Samen. Die Art ist sehr gut an unterschiedliche Umgebungsverhältnisse angepasst, kann aber längere Trockenperioden nicht überstehen. Die Pflanzen sind nicht frosttolerant.

Stellaria media (STEME)

Stellaria media gehört zur Familie der *Caryophyllaceae*. STEME ist bevorzugt auf lehmig-schluffigen Teilflächen zu finden und meidet sehr sandige und tonige Teilflächen. Stickstoff, Kalium, sowie eine hohe Bodenfeuchtigkeit begünstigen die Keimung dieser Art. Trotz ihrer niedrigen Wuchsform von bis zu 40 cm Höhe geht eine Konkurrenzkraft um Licht durch das Bilden von Rasenteppichen von STEME aus. Die Pflanze kann fremdbestäubt werden, es findet jedoch vermehrt Selbstbestäubung statt. Die Samen werden vermehrt ausgebreitet. Eine Pflanze kann bis zu 15.000 Samen ausbilden. Außerdem können zwei bis drei Generationen pro Jahr wachsen.

Thlaspi arvense (THLAR)

Thlaspi arvense gehört zur Familie der *Brassicaceae*. THLAR bevorzugt nährstoffreiche, humose und insbesondere lehmige Böden. THLAR ist in ganz Europa zu finden und tritt sehr häufig in Deutschland auf. Die Blütezeit liegt zwischen April und Juni. Es werden bis zu 1.000 Samen pro Pflanze gebildet, die bis zu 30 Jahre im Boden verbleiben können. Mit einer Wuchshöhe von bis zu 40 cm ist THLAR nicht sehr konkurrenzstark gegenüber Weizen.

Viola arvensis (VIOAR)

Viola arvensis gehört zur Familie der *Violaceae*. Das Wachstum von VIOAR wird durch höhere pH-Werte und den Kaliumgehalt im Boden gefördert (DUNKER 2002). Die

Wuchshöhe von bis zu 20 cm ist sehr gering, die Pflanzen bilden dabei aber bis zu 45 cm tiefe Wurzel. Die Blütezeit erstreckt sich von April bis Oktober. Bestäubt wird diese Pflanzenart durch Insekten, häufig wurde auch schon die Selbstbestäubung beobachtet. VIOAR bildet langlebige Samen aus.

Veronica hederifolia (VERHE)

Veronica hederifolia gehört der Familie der *Scrophulariaceae* an und ist in Mittel- und Südeuropa einheimisch. Als einjährige Pflanze ist sie auf Ackerflächen mit Hackfrüchten oder Getreide zu finden. Sie wächst bevorzugt auf lockeren, nährstoffreichen und milden Lehmböden. Die wirtschaftliche Bedeutung ihrer Konkurrenzwirkung führt zur Definition der Schadensschwelle von ein bis vier Pflanzen pro Quadratmeter. *Veronica hederifolia* zeigt nur geringe Ertragsauswirkungen (PALLUTT und RODER 1992). Die Konkurrenzwirkung gegenüber dem Weizen beruht hauptsächlich auf der Aufnahme von Nährstoffen und Wasser (KREMER 2005). Durch die Wuchshöhe von ca. 30 cm ist nicht von einer Lichtkonkurrenz auszugehen.

Veronica hederifolia keimt im Vorfrühling oder Spätherbst aus der obersten Bodenschicht. Die Keimblätter sind kräftig und dick, oval und gestielt. Die Laubblätter sind herzförmig bis efeuähnlich. Pro Pflanze können 200 bis 300 Samen gebildet werden, die einige Jahre im Boden überlebensfähig sind.

Die Keimblätter von *Veronica hederifolia* und *Galium aparine* sind sehr ähnlich, so dass bildanalytische Differenzierungen schwierig sind.

4.2.3 Pflanzenanzucht

Für alle Messungen wurden die Pflanzen in Pflanzschalen mit den Abmessungen von 450 x 280 mm angezogen. Dazu wurde zunächst gesiebte Anzucherde TKS I (10 mm) bis zu einer Höhe von 50 mm eingefüllt und leicht angedrückt. Die Anzucherde war pflanzfeucht. Es wurde der Unkrautsamen ausgesät und mit einer dünnen Schicht Anzucherde überdeckt (auf 2 mm gesiebt) und anschließend befeuchtet (Sprühnebel).

Bei Unkrautarten (z. B. *Galium aparine* und *Veronica hederifolia*), die zur Keimung einen Kältereiz benötigen, wurden die Pflanzschalen für mindestens drei Tage in einen Kühlraum mit einer Temperatur von 5 °C und danach in das Gewächshaus bei 22 °C gestellt. Bei den anderen Unkrautarten wurde ebenfalls nach der beschriebenen

Einsaatmethode verfahren, die Pflanzschalen wurden jedoch direkt in das Gewächshaus gestellt.

Im ersten Versuchsansatz wurden die folgenden Unkräuter nach oben beschriebenem Verfahren angezogen:

- *Apera spica-venti*
- *Chenopodium album*
- *Galium aparine*
- *Lamium amplexicaule*
- *Matricaria recutita*
- *Solanum nigrum*
- *Stellaria media*
- *Thlaspi arvense*
- *Veronica hederifolia*
- *Viola arvensis*

Bei einem weiteren Versuchsansatz wurde *Galium aparine* wie oben beschrieben angezogen. Zusätzlich wurde Winterweizen in separaten Schalen ausgesät. Dabei wurde als Substrat eine Mischung aus Sand und Blumenerde verwendet. Die Weizenkörner wurden im Abstand von 40 mm auf zwei Reihen mit 100 mm Reihenabstand in den Pflanzschalen ausgelegt. Die *Galium aparine*-Pflanzen wurden im Keimblattstadium (BBCH 10) in die Pflanzschalen des Weizens pikiert.

In einem dritten Versuchsansatz wurden *Galium aparine* und *Matricaria recutita* nach oben beschriebener Methode angezogen. Zusätzlich wurde in denselben Pflanzgefäßen Weizen in zwei Reihen mit einem Pflanzabstand von 40 mm gesät. Zum Zeitpunkt der Aufnahmen befanden sich sowohl die Unkräuter, als auch der Weizen im BBCH-Stadium 10 bis 12. Da die Unkrautsamen nicht einzeln ausgebracht wurden, wurde bei sich überlappenden Pflanzen eine Selektion auf die Weise durchgeführt, dass eine Pflanze unberührt blieb und die anderen Überlappenden abgeschnitten wurden.

4.2.4 Versuchsdurchführung

Bilderstellung – Allgemeine Verfahren

Für die Akquirierung von Bildern wurden vier verschiedene Strategien, wie sie in Abbildung 30 dargestellt sind, angewandt. Für die Bilder, die nicht für eine Rekonstruktion der dritten Dimension vorgesehen waren, erfolgt die Aufnahme stets senkrecht von oben auf die Pflanzen. Durch diese Projektion verliert man zwei rotatorische und einen translatorischen Freiheitsgrad, die in Kapitel 4.4.3 näher beschrieben sind, und erhält eine zweidimensionale Darstellung der Szene.

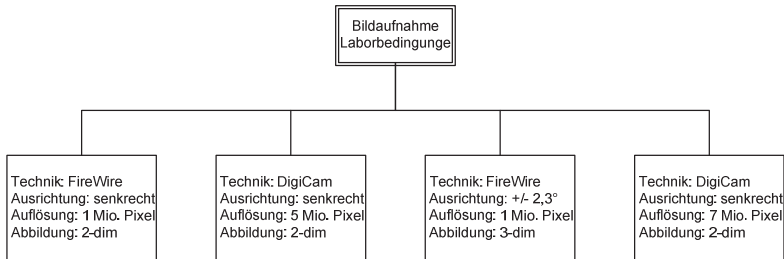


Abb. 30: Strategien zur Bildaufnahme unter Laborbedingungen

Die Kameras mit FireWire-Schnittstellen wurden durch den angeschlossenen Computer (Apple MacBook) so konfiguriert, dass sie die Rohdaten aus dem Bildsensor ohne die Zwischenschritte aus Abbildung 28 lieferten. Da diese in Bayer-Codierung vorlagen, wurden diese dann in die RGB-Farbdarstellung umgerechnet und im TIFF-Format (Kap. 4.1) für eine gesonderte Verarbeitung gespeichert. Die Belichtungszeit und Blende wurden manuell so eingestellt, dass gerade alle überbelichteten Pixel verschwanden. Dies konnte am Computer überprüft werden, da im Vorschaubild überbelichtete Pixel rot eingefärbt wurden. Als Dateiname wurde der Zeitpunkt der Aufnahme gewählt, allerdings als vergangene Sekunden seit dem 01.01.1970. Diese Zeitangabe ist aus der Programmiersprache JAVA abgeleitet worden, ist historisch bedingt und eine willkürlich gewählte Methode.

Bei der Standard-Foto-Kamera wurde der Modus RAW (Kap. 4.1) eingestellt. Die Zoom-Funktion wurde nicht benutzt. Das Lichtprofil wurde auf Sonnenlicht, die Belichtungszeit auf 1/25 Sekunden und die Blende auf 8.0 fixiert. Die Kamera wählte selbstständig die Dateinamen bestehend aus dem Prefix „CRW_“ und einer fortlaufenden vierstelligen

Nummer. Der Zeitpunkt der Aufnahmen war in den Zusatzinformationen (EXIF) der Bilder gespeichert. Nach dem Kopieren dieser Bilder auf den Computer wurden diese Dateien mit dem Programm DNG-Konverter (Adobe) in das standardisierte Digitalnegativ-Format unter Beibehaltung des Dateinamens und der EXIF-Zusatzinformationen überführt.

Aufnahmen für die Stereobilder wurden ebenfalls mit diesem Gestell durchgeführt. Dazu wurde eine Plexiglas-Scheibe an diesem befestigt, worauf die beiden FireWire-Kameras mit einem festen Winkel von $2,3^\circ$ zu einander angeschraubt waren. Die Aufnahme und das Abspeichern geschah wie in der Einzelaufnahme, nur dass der Bildbezeichnung die Präfixe „l“ oder „r“ für links und rechts hinzugefügt wurden, so dass später die korrespondierenden Bilder wiedergefunden werden konnten.

Gewinnung geometrischer Merkmale verschiedener Unkrautarten

Für die Gewinnung von geometrischen Merkmalen der verschiedenen Unkrautarten wurden die Pflanzen nach dem ersten Versuchsansatz aus Kapitel 4.2.3 angezogen. Nach dem Auflaufen und der vollständigen Entwicklung der Keimblätter wurden überlappende Pflanzenteile entfernt indem zu dicht beieinander stehende Pflanzen abgeschnitten wurden.

Ab dem Keimblattstadium wurden alle zwei bis drei Tage bis zur Entwicklung der ersten Laubblätter Aufnahmen erstellt. Die Bilder wurden nach dem Verfahren aus Kapitel 4.4.1 entzerrt und anschließend nach dem Verfahren aus Kapitel 4.4.2.1 segmentiert. Nach der Berechnung der geometrischen Merkmale aus Kapitel 4.5.2.4 wurden die Pflanzen nach der Methode des Abstandsklassifikators aus Kapitel 3.5.2.4 klassifiziert.

Versuchsansatz - Winterweizen und *Galium aparine*

Winterweizen und *Galium aparine* wurden getrennt in Pflanzschalen ausgesät. Zur Winterweizenaussaat wurden die Pflanzschalen mit Blumenerde gefüllt. Der Winterweizen (Sorte Bussard) wurde im Abstand von 40 mm ausgesät, die *Galium aparine*-Pflanzen wurden separat ausgesät. Details zur Aussaat von Unkräutern sind bereits in Kapitel 4.2.3 beschrieben.

Eine Woche nach dem Auflaufen des Winterweizens wurde aus den separat angezogenen *Galium aparine*-Pflanzen diejenigen ausgewählt, die sich im Entwicklungsstadium

BBCH 10 befanden und in die Pflanzschalen des Winterweizens pikiert. Dabei variierten die Pflanzdichten und Anordnungen der Pflanzen zueinander.

Die eingestellten Unkrautdichten variierten zwischen 0 - 80 Pflanzen/m² (entspricht bis zu 10 Pflanzen/Schale). Als Anordnungen der Pflanzen wurden „zwischen den Reihen“ und „innerhalb der Reihe“ gewählt. Folgende Varianten wurden geprüft:

1. Winterweizen ohne Verunkrautung,
2. *Galium aparine* zwischen den Winterweizenreihen,
3. *Galium aparine* innerhalb der Winterweizenreihe,
4. *Galium aparine* zwischen und innerhalb der Winterweizenreihe.

Die Bildaufnahmen wurden täglich über einen Zeitraum von drei Wochen erstellt. Dafür wurde der dritte Versuchsaufbau aus Kapitel 4.2 (Digitalkamera und Industriekamera) verwendet. Die Bilder beider Kameras wurden unkomprimiert, d. h. ohne Informationsverlust, für eine spätere Verarbeitung gespeichert. Auf den Bildern sollte *Galium aparine* im Entwicklungsstadium BBCH 11 (erster Blattquirl) im Kulturpflanzenbestand erkannt werden.

Template Matching-Verfahren (Winterweizen und *Galium aparine*)

Es wurden *Galium aparine*-Pflanzen aus dem zuvor beschriebenen Versuch ausgewählt. Die Pflanzenerkennung erfolgt mit Hilfe des Template Matching-Verfahrens (BURGER und BURGE 2006). Dieses Verfahren wird in Kapitel 4.5.2.5 beschrieben.

Im ersten Schritt wurden die Saatreihen mit Hilfe der Houghtransformation, beschrieben in Kapitel 4.5.2.3, erkannt. Als Unterschritt wurde für alle Bildpunkte mit Hilfe eines Filters, der Grünwert von anderen Farbwerten unterschieden und eine Entscheidung durchgeführt, ob der Punkt Hough transformiert werden muss oder nicht. Diejenigen Bildpunkte, die auf einer Linie im Bildraum liegen, erzeugen einen Häufungspunkt im Houghraum.

Die Häufungspunkte werden nach der Anzahl der aufsummierten Punkte in eine Reihenfolge gebracht. Die Anzahl der Häufungspunkte im Houghraum korreliert mit der Anzahl der zu erwartenden Reihen im Bildraum. Im Folgeschritt wird ein Operatorfenster entlang der gefundenen Linien geschoben. Der Operator überprüft mit einem statistischen Mittelwert, ob die Möglichkeit besteht, dass an der aktuellen Stelle eine Nicht-Weizen-

Pflanze steht. Die übrigen Anhäufungen von Pixeln, die semantisch betrachtet die Pflanzen zwischen den Reihen darstellen (Objekte), werden mit Hilfe eines Label-Algorithmus aus dem korrespondierenden Binärbild extrahiert. Dieses fungiert später als Maskierung für das Farbbild in dem Bildpunkte, die nicht grün sind, entfernt werden. Die Einzelobjekte wurden daraufhin getrennt untersucht. Dazu wurden die verschiedenen Objektmerkmale berechnet.

Die Information über die Orientierung des Objekts wurde als Vorverarbeitungsschritt für das anschließende Template Matching-Verfahren benötigt. Daraus ließ sich die Transformationsmatrix berechnen, mit der das Objekt soweit gedreht wurde bis die längste Seite des Objekts waagrecht vorlag. Diese Normierung ist deshalb nötig, weil das Template Matching nicht invariant gegenüber Rotationen ist.

Über dieses Bild wurde das Template, welches eine idealisierte Abbildung eines Blattquirls darstellt, verschoben und ein Distanzbild erzeugt. Mathematisch entspricht dies der Faltung von Bild und Template. Bei dem Distanzbild handelt es sich um ein Intensitätsbild (Grauwertbild), dessen Intensität einer Wahrscheinlichkeit zugeordnet wird. In diesem Fall wurde eine Aussage über die Wahrscheinlichkeit, dass es sich um einen Blattquirl handelt, getroffen. Mit Hilfe einer Gewichtung der Parameter fand eine Entscheidung statt, ob es sich um eine *Galium aparine*-Pflanze handelte oder nicht.

Neuronale Netze – Künstliche Intelligenz

Es wurden auf Grund ihrer Ähnlichkeit im Keimblattstadium die Unkrautarten *Galium aparine* und *Veronica hederifolia* ausgewählt. Sie wurden nach dem ersten Verfahren, welches in Kapitel 4.2.3 beschrieben ist, angezogen und Aufnahmen entsprechend dem dritten Versuchsansatz in Kapitel 4.2 durchgeführt. Nach der perspektivischen Bildrekonstruktion (Kap. 4.4.1) und Segmentierung (Kap. 4.4.2) wurden die einzelnen Pflanzen in eine normierte Form nach dem Verfahren aus Kapitel 4.4.3 ausgerichtet. Die Norm wurde eigenständig gewählt und platziert ein zweidimensionales Koordinatensystem in die Pflanze. Nach dem Messen von Abständen innerhalb des Koordinatensystems werden diese in ein Künstliches Neuronales Netz integriert und mit diesem Differenzierungen nach *Galium aparine* und *Veronica hederifolia* durchgeführt. Das vollständige Verfahren ist in Kapitel 4.5.2.7 beschrieben.

Wissensbasierte Systeme

Mit dem Ansatz Wissensbasierter Systeme sollte geprüft werden, ob in Winterweizen die Unkräuter *Matricaria recutita* und *Galium aparine* mit Hilfe einfachen Kontextwissens unterschieden werden können. Dazu wurden nach dem dritten Versuchsansatz (Kap. 4.2.3) die drei Pflanzenarten angepflanzt. Als sich die Pflanzen im BBCH 10 bis 12 Stadium befanden, wurden über diesen Entwicklungszeitraum Bilder mit der dritten Versuchsanordnung (Kap. 4.2) aufgenommen.

Es wurde keine Selektion der Pflanzen vorgenommen, so dass auch überlappende Pflanzen in der Szene zu finden sind. Eine perspektivische Bildrekonstruktion wurde nicht durchgeführt. Die Pflanzen wurden segmentiert (Kap. 4.4.2), wobei überlappende Pflanzen nicht weiter segmentiert wurden. Sie erscheinen als ein Objekt.

Auf alle Objekte wurde die Eckenerkennung aus Kapitel 4.5.2.2 angewendet und daraus ein Relationsgraph erzeugt. Dieser wird mit Relationsgraphen verglichen, die vorher manuell generiert wurden. Auf Grund der Ähnlichkeit der Graphen zueinander erfolgt die Erkennung. Das Verfahren ist näher in Kapitel 4.5.2.8 beschrieben.

4.3 Freilandversuche

4.3.1 Unkrautarten und Nutzpflanzen

Es wurden für die Freilandversuche Unkrautarten ausgewählt, die zum Testpflanzensortiment der Versuche mit fixierten Parametern gehören (*Galium aparine*, *Matricaria recutita* und *Veronica hederifolia*). In Kapitel 4.2.2 sind die Unkrautarten detailliert beschrieben. Die Versuche wurden in den Kulturen Winterweizen und Zuckerrüben durchgeführt.

4.3.2 Versuchsflächen

Als Versuchsflächen wurden drei Ackerschläge südwestlich von Helmstedt und eine Versuchsfläche des Julius Kühn-Instituts (JKI) in Braunschweig gewählt. Bei den Versuchsflächen in der Nähe von Helmstedt werden der nördlichste Schlag als Rundstedter Winkel, der davon westlich angeordnete als Seedorfer Feld und der im Süden gelegene Schlag als B244 bezeichnet (Abb. 31).

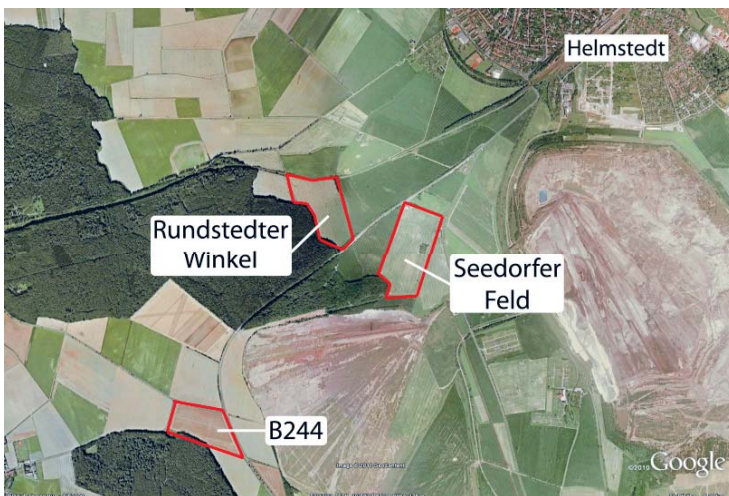


Abb. 31: Versuchsfelder in der Nähe von Helmstedt, Nordausrichtung (GOOGLE INC. 2010)

Aus den drei Schlägen wurde von 1998 bis 2007 eine Teilflächenbehandlung mit Herbiziden durchgeführt. Die Unkrautbonitur erfolgte dabei stets manuell durch

mehrfache Feldbegehungen während der Vegetationsperiode. In Tabelle 8 sind die Fruchtfolgen ab 2004/2005 für die drei Schläge aufgeführt.

Tab. 8: Fruchtfolgen der Versuchsflächen (WW = Winterweizen, ZR = Zuckerrüben, WG = Wintergerste)

Schlag	2004/2005	2005/2006	2006/2007	2007/2008	2008/2009
B244	WW	Kartoffeln	WW	ZR	WW
Rundstedter Winkel	ZR	WW	WW	WW	ZR
Seedorfer Feld	WW	WW	WG	ZR	WW

Die Bodenart der Schläge reicht von lehmig Sand über tonigem Lehm bis zu tonigem Schluff mit teilweise hoher Variabilität auf einzelnen Schlägen.

Der Boden der Versuchsfläche des Julius Kühn-Instituts in Braunschweig weist eine Korngrößenzusammensetzung von 50 % Sand, 38 % Schluff und 12 % Ton auf. Der Gehalt an organischem Kohlenstoff liegt bei 0,9 % bei einem pH-Wert (CaCl₂) von 6,8. Abbildung 32 zeigt die topographische Lage der Versuchsfläche. Sie ist in Parzellen aufgeteilt in denen zum Aufnahmetermin Winterweizen angebaut wurde.



Abb. 32: Versuchsfläche des Julius Kühn-Instituts (GOOGLE INC. 2010)

4.3.3 Versuchsdurchführung

Versuche - Juni 2005

Für den Versuch zur Gewinnung von Bildmaterial in Zuckerrüben wurde der Ackerschlag Seedorfer Feld ausgewählt. Basierend auf Unkrauterhebungen im vorangegangenen Jahr wurde bei einer Feldbegehung im Juni 2005 nach typischen Verunkrautungen gesucht. Geeignete Teilflächen wurden mit Markierungsstäben gekennzeichnet. Es wurde dann an diesen Stellen ein Foto senkrecht von oben erstellt. Die Kamera wurde dabei frei in der Hand gehalten, so dass die Bilder einen Abstand von circa 400 oder 800 mm zum Boden aufweisen. Die Kamera wurde im Automatikmodus eingesetzt und verwendete dabei niemals den Blitz. Die Aufnahmebedingungen wurden in den EXIF-Informationen des Bilds gespeichert. Die Kameraauflösung war maximal, die Speicherung der Daten erfolgte komprimiert mit dem JPG-Algorithmus auf einer integrierten Speicherkarte. Als Kamera wurde die Digitalkamera Canon PowerShot S70 verwendet.

Das Komprimierungsverfahren ist verlustbehaftet (STRUTZ 2005), so dass die Bilder um den Faktor zwei verkleinert und neu berechnet wurden um die Fehler der Kodierung zu verringern, die sich hauptsächlich auf die Farbinformationen beziehen. Es wurde eine Farbsegmentierung durchgeführt um die Pflanzen und den Hintergrund zu trennen. Regionen, die nicht unterbrochen wurden, wurden als ein Objekt behandelt und deren Fläche bestimmt. Eine Klassifikation fand durch eine manuelle Einteilung der Klassen nach Fläche statt. Auf den Bildern identifizierte Unkräuter waren im Wesentlichen (undifferenziert) Gräser, *Matricaria recutita*, *Chenopodium album* und *Solanum nigrum*.

Versuche - November 2005

Im November 2005 wurde der Ackerschlag „Seedorfer Feld“ zur Gewinnung von Bildmaterial in Winterweizen ausgewählt. Durch Feldbegehung und durch Kenntnisse über die Unkrautvorkommen der Vorjahre wurden Stellen gefunden an denen die Unkrautarten *Galium aparine*, *Veronica hederifolia* und *Matricaria recutita* vorkamen. Diese Stellen wurden mit Stäben markiert. Diese Markierungsstäbe waren nummeriert um an denselben Stellen Aufnahmen über mehrere Tage durchführen zu können. Die Digitalkamera Canon PowerShot S70 wurde im Automatikmodus ohne Blitz betrieben. Die Bilder wurden auf der integrierten Speicherkarte im JPG-Modus gespeichert. Die maximale Auflösung der Kamera wurde gewählt.

Die Aufnahme der Unkrautsituation erfolgte an vier verschiedenen Tagen innerhalb eines Zeitraums von vierzehn Tagen. Dabei wurde an den markierten Stellen die Kamera mit ausgestreckten Armen senkrecht über der Szene gehalten und dann ein Bild aufgenommen. Damit beträgt die Aufnahmehöhe circa 800 mm. Die Bilder wurden sowohl automatisch, als auch manuell segmentiert. Auf die Einzelpflanzen wurden dann die Bilderkennungsverfahren aus Kapitel 4.5 angewandt.

Versuche - März und Mai 2006

Durch den milden Winter befanden sich der Winterweizen und die Unkräuter im Frühjahr 2006 zur Versuchsdurchführung im Entwicklungsstand >BBCH12. Im Vergleich zu den Vorjahresversuchen wurden wesentliche Veränderungen am Versuchsaufbau durchgeführt. Für die Kamera wurde ein Metallgestell (

Abb. 33) angefertigt, welches die Kamera in einer Höhe von 360 mm über der Szene positioniert.

In der Mitte des Schlags Seedorfer Feld wurde eine Versuchsfläche von 6 ha (300 x 200 m), wie in Abbildung 34 dargestellt, abgegrenzt.



Abb. 33: Metallgestell als Geräteträger

Um die Überfahrt eines Fahrzeuges zu simulieren, wurden Aufnahmen in festgelegten Abständen über eine festgelegte Fläche geplant. Der Abstand der Aufnahmepunkte betrug zwei Meter und wurde mittels eines Feldzirkels abgemessen während die Eckpunkte der Untersuchungsfläche per GPS gemessen worden sind.

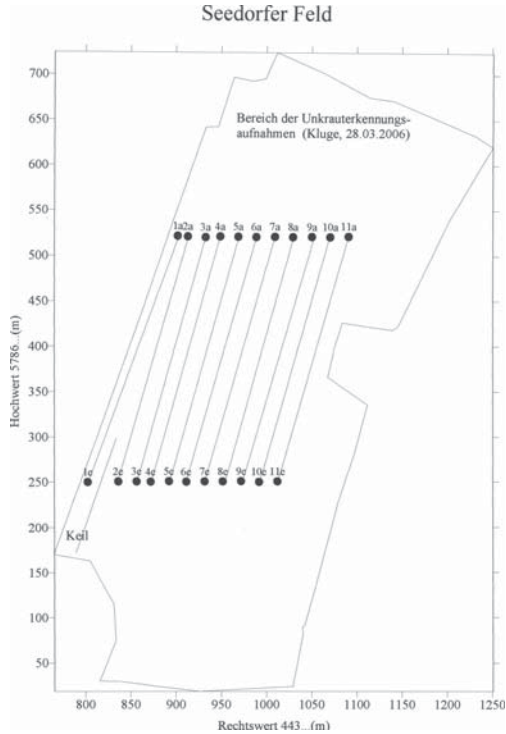


Abb. 34: Seedorfer Feld: Versuchsfläche

An den Aufnahmepunkten wurde der Metallrahmen mit der befestigten Digitalkamera Canon PowerShot S70 abgestellt und die Aufnahme durch eine Fernbedienung ausgelöst. Die Kamera hatte den Blitz abgeschaltet. Außerdem waren die Belichtungszeit mit 1/800 Sekunden und die Blende mit 8,0 fest eingestellt. Die Speicherung der Daten erfolgte auf der Speicherkarte im Rohdatenformat (RAW). In einem späteren Zeitpunkt wurden die Daten in das standardisierte Rohdatenformat DNG umgewandelt. Die Zuordnung der Aufnahmepunkte zu den Bildern geschah anhand der Aufnahmezeit, die sowohl im Dateisystem, als auch in den EXIF-Bereich des Bildes gespeichert sind.

Versuche - Oktober 2006

Standort Helmstedt: Schlag Seedorfer Feld

Aus einer manuellen Unkrautbonitur für andere Versuche waren Standorte, an denen mit hoher Wahrscheinlichkeit *Galium aparine* zu erwarten war, bekannt. An diesen Stellen wurde ein zu dem bereits beschriebenen Metallrahmen passender Rahmen ausgelegt und mit Metallbügeln fixiert. Außerdem wurde jeder Rahmen mit einer Nummer versehen und dessen Position auf dem Feld mittels GPS vermessen. Über einen Zeitraum von drei Wochen wurde der Metallrahmen auf die einzelnen Fixierahmen gesetzt und Bilder von der jeweiligen Szene angefertigt. Die Kamera, sowie die Befestigung dieser am Metallrahmen und die Konfiguration der Kamera, gleichen dem vorherigen Versuch.

Versuche - März und April 2007

Es wurde die Industriekamera AVT-Marlin (CMOS-Technologie) und eine GPS-Antenne an einem Fahrzeug (John Deere Gator TH 6x4) befestigt. An der Antenne war ein GPS-Empfänger angeschlossen, der per serieller Schnittstelle und USB-Adapter mit einem Laptop (Apple MacBook) verbunden war. Zusätzlich war die Kamera per FireWire-Schnittstelle an dem Laptop angeschlossen. Die Belichtungszeit (Shutter) wurde minimal gewählt und die Blende so eingestellt, dass keine überbelichteten Stellen mehr im Bild vorhanden waren. Dazu war auf dem Laptop ein Vorschaubild zu sehen, welches überbelichtete Stellen rot einfärbte. Als Versuchsfläche wurde der Schlag B244 ausgewählt und in west-östlicher Richtung überfahren. Das Programm speicherte ungefähr alle 2 m ein Bild aus der Höhe von 400 mm. In einer zusätzlichen Textdatei wurden automatisch die Koordinaten der Aufnahme festgehalten.

Versuche - Februar 2008

Standort Helmstedt: Schlag Seedorfer Feld

Bei diesem Versuch handelt es sich um einen erweiterten Versuchsansatz. Diesmal wurde eine zweite Industriekamera (NET-GmbH FOculus FO432SC, CCD-Technologie) zusätzlich am Fahrzeug befestigt um Stereobilder zu erhalten. Das Fahrzeug ist zusammen mit den Kameras und der GPS-Ausstattung in Abbildung 35 zu sehen. Vor den Versuchsfahrten wurde die Versuchsfläche Seedorfer Feld mittels Feldbegehung bonitiert um einen Überblick über die Verunkrautung zu erhalten. Dann wurden mit dem Fahrzeug

gezielt die Stellen angefahren, wo die Unkräuter *Galium aparine* und *Veronica hederifolia* zu finden waren. Das Fahrzeug wurde über den Fundstellen positioniert und der Motor abgestellt um Vibrationen, die das Bild störten, zu vermeiden. Über den Computer wurden die Aufnahmen beider Kameras hintereinander ausgelöst und gespeichert. Das Programm wählte als Dateinamen die vergangenen Sekunden seit dem 01.01.1970 bis zur Auslösung des ersten Bildes und erweiterte den Dateinamen mit den Suffixen „l“ oder „r“ für linkes Bild (CMOS-Kamera) und rechtes Bild (CCD-Kamera). Außerdem wurde eine Textdatei angelegt, die die per GPS eingelesenen Koordinaten speicherte.



Abb. 35: Trägerfahrzeug mit zwei Kameras und GPS-Ausrüstung

Standort Braunschweig: JKI-Versuchsfläche

Ausgehend davon, dass der Standort keine Auswirkung auf die Morphologie der Unkräuter ausübt und um Referenzbilder von Unkräutern zu gewinnen, wurden Aufnahmen auf der JKI-Versuchsfläche ohne Kulturpflanzen aufgenommen. Die Kulturpflanzen waren auf dem Feld vorhanden, aber durch Fraß von Tieren im Wachstum gehemmt, so dass die Unkrautpflanzen als alleinstehend segmentiert werden konnten.

Es wurde der oben beschriebene Metallrahmen so modifiziert, dass eine schwarze Folie das seitlich einfallende Licht abschirmte um Schattenwurf zu vermeiden (Abb. 36).



Abb. 36: Halterung mit künstlichem Licht und Schutz gegen Fremdlichteinfall

Die Lichtquelle bestand aus vier Halogenstrahlern mit jeweils 500 Watt Leistung. Die Stromzuführung erfolgte mittels eines Stromgenerators, der auf einem mobilen Fahrzeug stand. Als Kamera wurde die Canon Digitalkamera verwendet, die per Fernbedienung ausgelöst wurde (Abb. 37). Sie war so konfiguriert, dass die Bildaufnahme im Rohdatenmodus erfolgte. Die Brennweite von 8,0, sowie die Belichtungszeit von 1/250 Sekunden waren fest vorgegeben. Die aufgenommenen Bilder wurden auf den PC übertragen und dort in das DNG-Format zur Archivierung konvertiert.

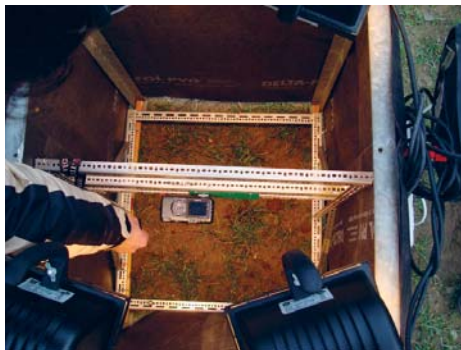


Abb. 37: Kameraposition in der Halterung mit künstlichem Licht

Manuelle Bonitur

Auf den Schlägen Rundstedter Winkel und Seedorfer Feld wurde in den Versuchszeiträumen die Verunkrautung erfasst. Zur exakten Ermittlung der Verunkrautung im Feld und zur Erstellung von Unkrautverteilungskarten wurden Feldbegehungen und manuelle Unkrautbonituren mit einem Zählrahmen (Abb. 38) durchgeführt. An Rasterpunkten, die einen Abstand von 25 m in Richtung der Fahrgasse und 36 m quer zur Fahrgasse aufweisen, wurden die Unkräuter sowie deren Dichte bestimmt. Mit einem Interpolationsverfahren (z. B. Kriging) wurden dann die Unkrautdichten auf den Zwischenflächen berechnet.



Abb. 38: Göttinger Zähl-/Schätzrahmen

4.4 Bildtransformationen

4.4.1 Vorverarbeitung

Durch die Verwendung einer halbkugelförmigen Glaslinse in den Objektiven aller drei Kameras wurde auf dem Bild die Transformation einer sphärischen Verzerrung angewandt. In den Versuchen ist die Verzerrung gering und nimmt zu den Seiten hin zu. Zur Veranschaulichung dient Abbildung 39, da die Verzerrung auf den aufgenommenen Bildern kaum erkennbar war.

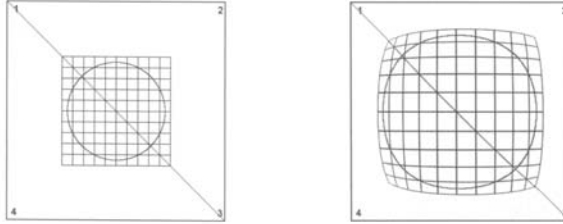


Abb. 39: Originalbild (links), sphärisch verzerrtes Bild (rechts) mit $\rho = 1,8^{20}$

Für die Berechnung der geometrischen Merkmale (Kapitel 4.5.2.4), das Template Matching (Kapitel 4.5.2.5) und das Künstliche Neuronale Netz (Kapitel 4.5.2.7) sind diese Verzerrungen eine Fehlerquelle. Eine Verzerrung wird mathematisch als Abbildung bezeichnet.

Die Parameter dieser mathematischen Abbildung sind das Zentrum der Linse $x_c = (x_c, y_c)$, deren Radius r_{\max} und der Brechungsindex der Linse ρ (BURGER und BURGE 2006). Sie ist folgendermaßen definiert:

$$T_x^{-1} : x = x' - \begin{cases} z \cdot \tan(\beta_x) & \text{für } r \leq r_{\max} \\ 0 & \text{für } r > r_{\max} \end{cases}$$

$$T_y^{-1} : y = y' - \begin{cases} z \cdot \tan(\beta_y) & \text{für } r \leq r_{\max} \\ 0 & \text{für } r > r_{\max} \end{cases}$$

wobei gilt:

$$d_x = x' - x_c, \quad r = \sqrt{d_x^2 + d_y^2}, \quad \beta_x = \left(1 - \frac{1}{\rho}\right) \cdot \sin^{-1} \left(\frac{d_x}{\sqrt{d_x^2 + z^2}} \right),$$

$$d_y = y' - y_c, \quad z = \sqrt{r_{\max}^2 - r^2}, \quad \beta_y = \left(1 - \frac{1}{\rho}\right) \cdot \sin^{-1} \left(\frac{d_y}{\sqrt{d_y^2 + z^2}} \right).$$

Durch Anwendung der inversen Abbildung auf das aufgenommene Bild wurde die Verzerrung aus dem Bild entfernt.

²⁰ Gezeichnet und Filter angewandt mit dem Grafikprogramm Adobe Photoshop

4.4.2 Segmentierung

Die Segmentierung gilt als bedeutender Basisschritt um die Pflanzen vom Hintergrund oder voneinander zu trennen. Dies ist nötig, weil die folgenden Bilderkennungsalgorithmen nur auf die standardisierten Formen der Pflanzen anwendbar sind. Formen, die sich aus kombinierten Standardformen bilden, würden die Komplexität der Aufgabe sehr stark ansteigen lassen.

Zur Segmentierung wurden in dieser Arbeit drei Verfahren verwendet:

1. die Wasserscheidentransformation,
2. eine Farbraumkonversion mit Schwellenwert,
3. eine 3D-Rekonstruktion aus Stereobildern.

4.4.2.1 Wasserscheidentransformation

Die Wasserscheidentransformation lässt sich auf Grauwertbilder anwenden. Daher wurden die Bilder, wie in Kapitel 4.5.2.2 beschrieben, in Grauwertbilder konvertiert. Mit Hilfe der Methode aus Kapitel 4.5.2.1 (bzw. Kap. 3.3.3.1) wurde ein Gradientenbild erzeugt. Diese Gradienten wurden als Höheninformationen interpretiert. Sukzessiv wurde das „Gebirge“ geflutet. An den Stellen, an denen sich die Wasserscheiden trafen, wurden zwei Objekte segmentiert, da sie sich in einem der beiden Staubecken befanden. Die Umrisse des Objekts entsprachen den maximalen Gradienten.

4.4.2.2 Farbraumkonversion

Vor dem Schritt der Merkmalsgewinnung und einer Klassifikation der Pflanzen ist es nötig, sie aus einer Gruppe von Pflanzen bzw. vom Hintergrund zu trennen. In der Umsetzung bedeutet dies, dass diejenigen Bildpunkte, die nicht zur Pflanze gehören, einem definierten einheitlichen (i.d.R. schwarzem) Wert zugeordnet wurden. Es existiert also die folgende Abbildungsvorschrift:

$$f(x) := \begin{cases} x, & \text{falls } x \in \text{Objekt} \\ 0, & \text{falls } x \notin \text{Objekt} \end{cases}$$

Allgemeine Methoden für den zweidimensionalen Fall wurden in Kapitel 3.4.1 und für den dreidimensionalen Fall in Kapitel 3.4.2 beschrieben. Im zweidimensionalen Fall

wurde, um die Objekte zu trennen, in dieser Arbeit die Umrechnung des Farbraum von RGB- in den HSV-Farbraum verwendet. Dazu wurden die RGB-Werte eines jeden Bildpunkts jeweils auf das Intervall [0, 1] normiert und dann mittels der folgenden Vorschrift in HSV-Werte umgerechnet:

$$MAX := \max(R, G, B)$$

$$MIN := \min(R, G, B)$$

$$H := \begin{cases} 0^\circ, & \text{falls } MAX = MIN \\ 60^\circ \cdot \left(0 + \frac{G-B}{MAX-MIN}\right), & \text{falls } MAX = R \\ 60^\circ \cdot \left(2 + \frac{B-R}{MAX-MIN}\right), & \text{falls } MAX = G \\ 60^\circ \cdot \left(4 + \frac{R-G}{MAX-MIN}\right), & \text{falls } MAX = B \end{cases}$$

$$S := \begin{cases} 0, & \text{falls } MAX = 0 \\ \frac{MAX-MIN}{MAX}, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$V := MAX$$

Es wurde aus dieser Berechnung der H-Wert verwendet. Er gibt den Farbton unabhängig von der Sättigung (S) und dem Hellwert (H) an. Bei 120° ist die Farbe Grün zu finden (Abb. 40). Mit den Farbtonwerten im Intervall von $80 - 160^\circ$ gehörte der Bildpunkt zur Pflanze, Bildpunkte außerhalb dieses Intervalls zum Hintergrund.



Abb. 40: Farbtonscala für HSV-Farbraum (TRAVIS 1991)

Die Umrechnung des Farbraums vom RGB-Farbraum in den HSI-Farbraum ist nötig, da sich die Farbdarstellung für die Kamera durch unterschiedliche Lichtverhältnisse ändert (Abb. 41). Der Mensch gleicht dieses Phänomen in der Regel automatisch aus. Die Kamera regelt ihre Empfindlichkeit ausgehend von einer Helligkeitsverteilung innerhalb ihres Arbeitsbereichs nach, so dass der geschilderte Sachverhalt auftrat.



Abb. 41: Grünfarbtöne (RGB-Darstellung) mit verschieden starker Helligkeit²¹

4.4.2.3 3D-Rekonstruktion

Die Segmentierung spielt bei der Pflanzenerkennung eine große Rolle, da es nur möglich ist, Einzelpflanzen zu erkennen. Abhängig vom Abstand der Pflanzen und vom Wuchsart des Unkrauts kommt es in verschiedenen Häufigkeiten zu Überlappungen von Pflanzenteilen zwischen den Einzelpflanzen. Eine Trennung der Pflanzen ist auf robuste Weise nur dann möglich, wenn zusätzlich zu den zwei Dimensionen des Fotos eine dritte Dimension bekannt ist.

Durch die Bildaufnahme in Kapitel 4.2.4 standen jeweils zwei Fotos zur Verfügung, bei denen die Kameras in derselben Ebene standen und nur mit einem geringen Winkel zueinander gedreht waren. Mit dem Verfahren der Stereotriangulation (Kap. 3.4.2.4) wurde die dreidimensionale Oberfläche erzeugt. Es wurde ein Schwellenwert gesetzt, ab welchem die Höheninformationen ausgewertet wurden. Die Oberfläche wurde in Bereiche eingeteilt, bei denen sich eine stetige Höhenveränderung zeigt. Bei Sprüngen in den Höheninformationen wurde davon ausgegangen, dass eine weitere Pflanze existierte und damit eine Überdeckung von Pflanzenteilen gefunden wurde.

4.4.3 Invarianz-Eigenschaft und Objektausrichtung

Die Verfahren der geometrischen Merkmale (Kap. 4.5.2.4), des Template Matchings (Kap. 4.5.2.5) und der Künstlichen Neuralen Netze (Kap. 4.5.2.7) benötigen eine definierte Lage der Pflanzen. In diesem Kapitel werden die Begriffe Pflanzen(-teile) und Objekte synonym verwendet.

²¹ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm Adobe Photoshop

Nach dem Segmentierungsschritt liegen die Objekte (Pflanzenteile) mit unbekannter Orientierung innerhalb der Bildebene. Diese und alle anderen Objekte können in diesem zweidimensionalen kartesischen Raum durch ein zugehöriges Koordinatensystem beschrieben werden.

Mit Hilfe der Abszissenachse x und der Ordinatenachse y kann die Position des Objekts (bzw. der Punkte, die zu dem Objekt gehören) eindeutig bestimmt werden und man erhält zwei translatorische Freiheitsgrade. D. h., die Objekte können jeweils entlang der beiden Achsen des Koordinatensystems verschoben werden, während andere Translationen aus den beiden einzelnen Translationen zusammengesetzt werden können. Diesen Sachverhalt stellt Abbildung 42 dar, in der das Koordinatensystem entlang der Würfelkanten ausgerichtet ist.

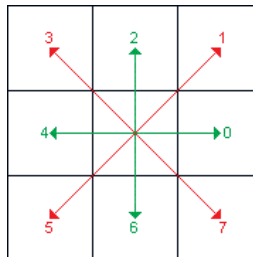


Abb. 42: Translatorische Freiheitsgrade²²

Die grünen Translationen (0, 2, 4, 6) entsprechen den Verschiebungen entlang der Koordinatenachsen, während die roten Translationen (1, 3, 5, 7) aus den grünen Translationen zusammengesetzt werden können.

Zusätzlich besitzen die Objekte einen rotatorischen Freiheitsgrad, bei dem es sich um eine Rotation um die Achse handelt, die den zweidimensionalen Raum in einen dreidimensionalen Raum erweitern würde (Abb. 43).

Diese Sachverhalte bedeuten, dass gleiche Objekte zur Deckung gebracht werden können, wenn man maximal eine Rotation und zwei Translationen auf sie anwendet.

²² Gezeichnet mit dem Grafikprogramm CorelDRAW Graphics

Diese können in einer Matrix mit homogenen Koordinaten zusammengefasst werden (SPRINGER 1964):

$$M = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & t_x \\ \sin \alpha & \cos \alpha & t_y \\ 0 & 0 & s \end{pmatrix}$$

Dabei steht α für den Winkel der Rotation, t_x für die Translation in x-Richtung und t_y für die Translation in y-Richtung. Außerdem existiert der Parameter s , der für eine Skalierung des Objekts verantwortlich ist.

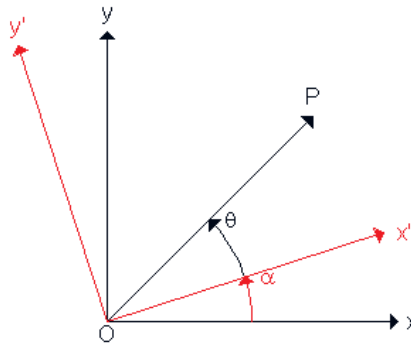


Abb. 43: Rotatorischer Freiheitsgrad²³

Weil die Pflanzen in ihrer Ursprungsgröße erhalten bleiben sollten, wurde der Skalierungsparameter s auf den Wert 1 gesetzt. Die Parameter t_x und t_y wurden folgendermaßen berechnet. Als erstes wurde von den Objekten der Schwerpunkt berechnet. Dies geschieht mit Hilfe nicht zentrierter Momente (HU 1962), die auf digitalen Grauwertbildern mit der Grauwertfunktion $g(x, y)$ folgendermaßen aussehen:

$$M_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j g(x, y),$$

wobei x, y die Koordinaten des Bildpunkts und i, j die Ordnung der Funktion bezeichnen. Davon wurden die Momente M_{10}, M_{00} und M_{01} berechnet.

²³ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm CorelDRAW Graphics

Der Schwerpunkt konnte dann nach Definition:

$$\{\underline{x}, \underline{y}\} = \{M_{10}/M_{00}, M_{01}/M_{00}\}$$

berechnet werden. Das Ursprungskoordinatensystem kann beliebig gewählt werden und wurde in dieser Arbeit in die obere linke Ecke gelegt, da auch dort die Zählweise der Bildpunkte beginnt. Damit ist $\underline{x} \equiv t_x$ und $\underline{y} \equiv t_y$.

Für die Berechnung des Drehwinkels α wurden die zentralen Momente zweiter Ordnung $\mu_{02}, \mu_{11}, \mu_{20}$ nach Definition:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \underline{x})^p (y - \underline{y})^q f(x, y),$$

berechnet, wobei x, y die Koordinaten des Bildpunkts und p, q die Ordnung der Funktion bezeichnen. \underline{x} und \underline{y} sind dabei die Koordinaten des zuvor berechneten Schwerpunkts.

Man erhält eine Kovarianzmatrix mit folgender Struktur:

$$\text{cov}[I(x, y)] = \begin{bmatrix} \mu'_{20} & \mu'_{11} \\ \mu'_{11} & \mu'_{02} \end{bmatrix},$$

wobei μ wie folgt definiert ist:

$$\mu'_{20} = \mu_{20} / \mu_{00} = M_{20} / M_{00} - \underline{x}^2$$

$$\mu'_{02} = \mu_{02} / \mu_{00} = M_{02} / M_{00} - \underline{y}^2$$

$$\mu'_{11} = \mu_{11} / \mu_{00} = M_{11} / M_{00} - \underline{xy}$$

Der Winkel α ist dann der Winkel des Eigenvektors mit dem größten Eigenwert.

Nach der Bestimmung dieser Matrix wird jeder (relevante) Punkt mit dieser multipliziert und es entsteht ein neuer Punkt, der die gewünschte Orientierung aufweist.

4.5 Bilderkennungsverfahren

4.5.1 Trainingsdatensätze

Die in dieser Arbeit verwendeten Lernverfahren gehören größtenteils, bis auf die wissensbasierten Systeme, zu der Klasse des Supervised Learning. Für dieses Lernen mit Lehrer generiert der Agent anhand von Trainingsätzen eine Abbildung der Eingabevariablen auf die Ausgabevariablen.

Mit Hilfe der in den folgenden Kapiteln beschriebenen Methoden wurden Daten gewonnen. Deren mengenmäßige Anzahl wurde gedrittelt und 2/3 der Daten als Trainingsdatensätze verwendet. Das andere Drittel wurde zur Verifikation des Agenten verwendet. Ausnahmen existierten dann, wenn eine Überanpassung (over fitting) des Agenten drohte.

Abbildung 44 verdeutlicht diesen Effekt für das Erlernen eines Entscheidungsbaums. Der Fehler nahm mit der Größe des Baums monoton ab. Bis zu einer Baumgröße von 55 Knoten nahm der Fehler in den Testdaten ab, ebenfalls um danach wieder anzusteigen.

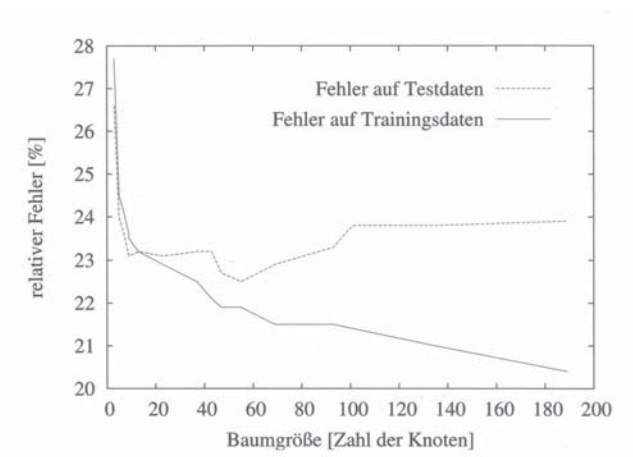


Abb. 44: Effekt der Überanpassung auf die Fehlklassifikation des Agenten (ERTEL 2009)

In diesem Fall wurden die Trainingsdaten um die noch nicht verwendeten Daten reduziert und die nicht verwendeten Daten zur Verifikation des Agenten verwendet. Zu jeder Zeit

wurden die Trainingsdaten und Verifikationsdaten getrennt, um auszuschließen, dass der Agent nur auswendig gelernt hatte und um zu überprüfen, dass er gut generalisieren kann.

4.5.2 Bilderkennung

4.5.2.1 Kantenerkennung

In Kapitel 3.3.3 wurde darauf eingegangen, dass Kanten sich als Orte im Bild beschreiben lassen, an denen sich die Intensität auf kleinem Raum und entlang einer ausgeprägten Richtung stark ändert. In dieser Arbeit wurden die Kanten eines Objekts bzw. die Blattränder der Pflanzen für die Bestimmung einiger geometrischer Merkmale (Kap. 4.5.2.4), für die Segmentierung (Kap. 4.4.2) und für die Künstlichen Neuronalen Netze (Kap. 4.5.2.7) benötigt.

Die Farbdifferenzen in den vorliegenden Pflanzenbildern waren hinreichend stark, so dass nach einfacher Umwandlung der Farbbilder in Grauwertbilder der Sobel-Operator, der in Kapitel 3.3.3 beschrieben wurde, zur Kantendetektion ausreichte. Der Sobel-Operator ist dabei als zweidimensionaler Filter ausgeführt, der auf das Bild angewendet wurde. Die Anwendung von Filtern ist in Kapitel 4.5.2.6 beschrieben.

4.5.2.2 Eckenerkennung

Die Eckenerkennung ist wichtig, da sie ebenfalls wie Kanten ein geometrisches Merkmal darstellen, das einen hohen Informationswert repräsentiert. In dieser Arbeit wurde die Eckenerkennung zur Bestimmung von Relationen verwendet. In Kapitel 3.3.3.2 ist der theoretische Hintergrund des Harris-Detektors beschrieben. In der Java-API ImageJ ist der zugehörige Algorithmus implementiert und wurde auch verwendet.

Da der Algorithmus nur auf Grauwertbildern funktioniert, wurden die Farbbilder nach dem Segmentierungsprozess aus Kapitel 4.4.2 und folgender Formel:

$$\text{Grauwert} = 0,3 \cdot \text{Rot} + 0,59 \cdot \text{Grün} + 0,11 \cdot \text{Blau}$$

in Grauwertbilder umgerechnet.

Auf Binärbildern funktioniert die Eckenerkennung ebenfalls. Durch den vorherigen Segmentierungsschritt wurde mit der Abbildungsvorschrift:

$$f(x) := \begin{cases} 0, & \text{falls Bildpunkt schwarz} \\ 1, & \text{sonst} \end{cases}$$

ein Binärbild erzeugt und dort der Algorithmus angewandt.

4.5.2.3 Hough-Transformation

Mit Hilfe der Hough-Transformation ist es möglich, Strukturen, die sich in parametrischer Form darstellen lassen, in einem Bild zu detektieren. Die Funktionsweise und der mathematische Hintergrund sind in Kapitel 3.3.3.3 beschrieben. In dieser Arbeit wurde die Möglichkeit, Linien zu erkennen genutzt, um die Saatzeilen der Pflanzen zu erkennen und damit Bereiche zu finden in denen die Nutzpflanze vorkam.

Dazu wurde folgendermaßen vorgegangen: Nach der Segmentierung des Bildes (Kap. 4.4.2) wurde das Bild auf 1/5 der Originalgröße skaliert um Punkte, die Hough transformiert werden mussten, einzusparen. Die übrig gebliebenen Bildpunkte wurden nach der Vorschrift aus Kapitel 3.3.3.3 in den Houghraum überführt. Dort entstanden Häufungspunkte, deren Mittelpunkt mit Hilfe eines Filters (Kap. 4.5.2.6) bestimmt wurde. Diese Punkte wurden zurück transformiert und ergaben die Linien im Bild, auf denen die Saatzeilen lagen. In einem gewählten Abstandsmaß von diesen Mittellinien wurde der innere Bereich als Bereich mit Nutzpflanzen und der außerhalb liegende Bereich als Bereich ohne Nutzpflanzen betrachtet.

4.5.2.4 Geometrische Merkmale

Objekte lassen sich geometrisch beschreiben und vermessen. Die Vermessung ist eine Abbildung auf Zahlen oder Zahlenpaare, die dann mit Klassifikatoren, wie sie in Kapitel 3.4.2.4 beschrieben wurden, ausgewertet werden können. Im Idealfall ließe sich eine Abbildungsvorschrift finden, die alle möglichen Objekte auf verschiedene Zahlen, gleiche Objekte aber immer auf dieselbe Zahl abbilden.

In dieser Arbeit wurden für die Pflanzenblätter mehrere geometrische Merkmale berechnet. Neben der Länge und Breite der Blätter wurden die Merkmale, welche in Tabelle 9 aufgelistet sind, ermittelt.

Tab. 9: Geometrische Objektmerkmale von Pflanzenblättern

Merkm ^{al}	Bedingung
Ausdehnungsquotient Q	$Q = \frac{x - \text{Richtung}}{y - \text{Richtung}}, Q \in [q_1, q_2]$
Fläche A	$A \in [a_1, a_2]$
Fläche kl. Rechteck A _{klR}	$A_{klR} \in [a_1, a_2]$
Umfang U	$U \in [u_1, u_2]$
Schwerpunktlage SL	$\text{Innen}(SL) = \text{wahr}$
Kompaktheit C _r	$C_r = 4\pi \frac{\text{Fläche}}{\text{Umfang}^2}, C_r \in [c_1, c_2]$
Fiberlänge L _f	$L_f = \frac{1}{4} \text{Umfang} - \sqrt{\text{Umfang}^2 - 16\text{Fläche}}$
Fiberbreite B _f	$B_f = \frac{\text{Fläche}}{L_f}$

Es wurden zur Untersuchung einzelne Keimblätter von *Galium aparine* ausgewählt, segmentiert (Kap. 4.4.2.2) und deren Lage nach dem Verfahren aus Kapitel 4.4.3 ermittelt. Dadurch konnte die Länge und Breite des Blattes bestimmt werden. Durch Quotientenbildung der beiden Werte erhielt man den Ausdehnungsquotienten. Ebenso ließ sich die Fläche des kleinsten umschreibenden Rechtecks ermitteln, die der Multiplikation der beiden Werte entspricht. Die Fläche des Blattes ließ sich durch Auszählen der Pixel ermitteln, die nicht als Hintergrund (schwarz) markiert waren.

Für die Ermittlung des Umfangs wurden die Außenpixel des Objekts gezählt. Das Verfahren „Zuerst die Außenkontur berechnen und dann diese Pixel zählen“ wäre alternativ möglich gewesen, wurde jedoch nicht verwendet. Die Kennzahlen für Kompaktheit, Fiberlänge und Fiberbreite wurden aus den ermittelten Daten errechnet.

4.5.2.5 Template Matching

Mit dem Template Matching lässt sich ein gleiches Objekt durch ein lokales Maximum in einem Bild erkennen. Aus der Summe der Maxima lässt sich direkt auf die Anzahl der erkannten Pflanzen im Bild schließen. Das Verfahren ist in Kapitel 3.3.3.4 beschrieben.

Aus den anwendbaren Abstandsmaßen wurde für diesen Versuch der N-dimensionale euklidische Abstand verwendet. Als Versuchspflanze wurde *Galium aparine* mit Ausbildung des ersten Blattquirls verwendet. Nach BBCH-Codierung entspricht dies dem BBCH-Stadium 11. Der Versuch gliederte sich in zwei Teile. Im ersten Teil (a) wurde versucht, die vollständige Pflanze mit Hilfe des Template Matching-Verfahrens zu finden und im zweiten Teil (b) wurde versucht, nur den Quirl der Pflanze zu finden.

Für den Versuch mit der vollständigen Pflanze als Referenzbild (Template), wurde eine Pflanze mit sechs Blättern im Blattquirl und eine Pflanze mit fünf Blättern im Blattquirl verwendet. Die Referenzbilder wurden auf dem Zielbild von links nach rechts und von oben nach unten, wie es links in Abbildung 16 (Kap. 3.3.3.4) dargestellt, verschoben.

Durch die nicht zufriedenstellenden Ergebnisse dieses Verfahrens (siehe Ergebnisteil, Kapitel 5.7) wurde der Versuch so modifiziert, dass die für *Galium aparine* typischen Blattquirle in einem Bild gesucht werden konnten. Als Template wurde ein idealisierter Blattquirl verwendet. Dabei kann dieser aus 5 oder 6 Blättern bestehen.

Es wurden die einzelnen Blätter von mehreren Blattquirlen, die aus sechs Einzelblättern bestanden, in einem Grafikprogramm auf mehreren Ebenen übereinander gelegt und eine subjektive Idealform nachgebildet. Dieses idealisierte Einzelblatt wurde entsprechend Abbildung 45 zu einem Blattquirl zusammengesetzt.

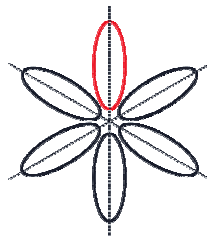


Abb. 45: Idealisiertes Template eines Blattquirls von *Galium aparine* mit 6 Blättern

Aus diesem ersten Template wurden durch Rotation um den Mittelpunkt in 10°-Schritten fünf zusätzliche Templates erzeugt. Diese sechs Templates wurden nacheinander für das Template Matching aus Kapitel 4.5.2.4 verwendet.

4.5.2.6 Filter

Mit Filtern stehen Operationen zur Verfügung, die basierend auf Eigenschaften der umliegenden Bildpunkte, jedem Bildpunkt einen neuen Wert zuordnen. Aus dem Quellbild entsteht durch die Anwendung eines Filters ein neues, gleich großes Bild. Da Filter die Umgebung eines Pixels berücksichtigen, werden diese Operationen ebenfalls als Nachbarschaftsoperationen bezeichnet. Die Umgebung, die Einfluss auf den aktuellen Bildpunkt ausübt, wird durch eine Maske spezifiziert, die mit ihrem Zentrum über dem aktuell betrachteten Bildpunkt gelegt wird. Ein Filter wird daher mit zwei Angaben definiert. Zum einen eine Filtermaske, und zum anderen eine Vorschrift, mit der der aktuell betrachtete Pixel im Zielbild berechnet wird. Bei der Anwendung der Filteroperation werden die Pixel aus dem Quellbild nacheinander von links nach rechts und von oben nach unten durchlaufen.

Die in dieser Arbeit verwendeten Filter wurden nach oben angegebener Vorschrift angewandt und berechneten den neuen Bildpunkt im Zentrum der Filtermatrix. Vor der Segmentierung (Kap. 4.4.2.2) wurde, um das Bildrauschen zu vermindern, ein Gaußfilter eingesetzt. Es gingen kleine Strukturen verloren, während größere Strukturen erhalten blieben. In der Literatur wird der Gaußfilter meistens wie folgt dargestellt:

$$h(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Im diskreten Fall lässt sich diese Funktion als folgende Matrix darstellen und wurde auch so angewandt:

$$h_{Gau\beta} = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

Für die Kantenerkennung in Kapitel 4.5.2.1 wurde der Prewitt-Filter verwendet. Für die vertikale und horizontale Anwendung sah er folgendermaßen aus:

$$H_x^{\text{Prewitt}} = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ und } H_y^{\text{Prewitt}} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Wurde stattdessen der Sobel-Filter angewandt, so sah dieser folgendermaßen aus:

$$H_x^{\text{Sobel}} = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ und } H_y^{\text{Sobel}} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Unabhängig von der Wahl wurde eine Kantenschärfung durchgeführt. Das geschah mit dem Laplace-Filter, der folgendermaßen definiert war:

$$H^{\text{Laplace}} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

4.5.2.7 Neuronale Netze

Mit neuronalen Netzen ist es möglich, nicht lineare Zusammenhänge zwischen Datensätzen zu erkennen und zu nutzen. Bei Pflanzen, die sich so sehr ähnlich sind, dass sie durch einfachere Methoden nicht auseinander zu halten sind, wird dieser Aspekt benötigt. Im Keimblattstadium ähneln sich viele dikotyle Pflanzen so stark, dass sie entweder gar nicht oder nur mit sehr hohen Fehlerraten differenziert werden können.

Exemplarisch für diesen Sachverhalt wurden die sich (subjektiv) im Keimblattstadium ähnlichen Unkrautarten *Veronica hederifolia* und *Galium aparine* untersucht (Abb. 46). Diese Abbildung zeigt zudem, wie das für das anschließend beschriebene Verfahren benötigte Koordinatensystem innerhalb dieser Pflanzenobjekte aussehen sollte.

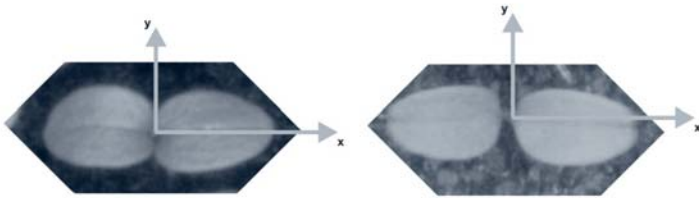


Abb. 46: Orientierung zweier dikotyler Unkrautpflanzen und ihr Koordinatensystem (links: *Veronica hederifolia*, rechts: *Galium aparine*)

Die Abszissenachse soll auf der Blattanrbe bzw. auf der Hauptachse des Objekts liegen, während die Ordinatenachse normal zu dieser Achse ausgerichtet ist. Der Ursprung dieses erzeugten Koordinatensystems liegt in der Mitte des Objekts. Diese Bedingungen wurden durch Anwendung einer 3x3-Transformationsmatrix erfüllt, die in Kapitel 4.4.3 beschrieben wurde. Dadurch wurden die zwei translatorischen und der eine rotatorische Freiheitsgrad ausgeglichen. Aus Gründen der Symmetrie war es hinreichend, eines der beiden Keimblätter zu betrachten. Dieses Blatt wurde in eine feste Anzahl von Abschnitte, in diesem Fall fünf, eingeteilt (Abb. 47).

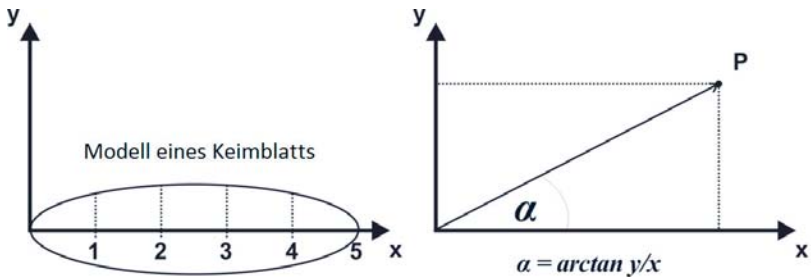


Abb. 47: Einteilung eines Modellblattes in mehrere Abschnitte (hier 5) und Berechnung des Winkels zwischen Hauptachse und Schnittpunkt der Normalen mit der Kontur des Objekts²⁴

Dann wurden die Winkel zwischen dem Abstand vom Ursprung bis zum aktuell gewählten Segment auf der Hauptachse und dem Schnittpunkt zwischen der Normalen an

²⁴ Erstellt mit dem Grafikprogramm Corel Draw

der Segmentstelle und der Konturlinie des Blattes durch Anwendung des Tangens berechnet:

$$\alpha = \arctan \frac{y}{x}.$$

Die gewonnenen Daten sollten von einem Künstlichen Neuronales Netz klassifiziert werden. In Kapitel 3.5.2.1 wurden von ungefähr dreißig Existierenden bereits die achtzehn wichtigsten Künstlichen Neuronales Netze beschrieben. Von diesen wurde das MLPT (Mehrschichtige Feedforward Backpropagation) Netzwerk verwendet, weil es für Klassifikationsaufgaben der Mustererkennung am besten geeignet scheint (vgl. Kap. 3.5.2.1). Konstruiert wurde das Netz mit einer freiverfügbaren Software namens „MemBrain Neural Network Simulator“.

Die Eingabewerte des Künstlichen Neuronales Netzes, die den gemessenen Winkeln entsprechen, wurden auf das Intervall [0,1] normalisiert. Da kein Winkel größer als 70° berechnet wurde, lautete die Normalisierungsvorschrift:

$$N = \frac{\text{gemessener Winkel [Grad]}}{70[\text{Grad}]}$$

Jedes Inputneuron steht für den jeweiligen Winkel am zugehörigen Messpunkt und wird mit dem normalisierten Wert belegt. Ein Künstliches Neuronales Netz ist außerdem durch die Aktivierungsfunktion der Neuronen bestimmt. Es wurde eine Sigmoidfunktion mit der folgenden Abbildungsvorschrift gewählt:

$$\text{sig}(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}}$$

Der Vorteil dieser Übergangsfunktion liegt in ihrer Differenzierbarkeit. Diese Eigenschaft war nötig, um den Backpropagation-Algorithmus anwenden zu können, der mit Hilfe eines Lehrers, der die Ergebnisse kennen muss, eine Optimierung des Künstlichen Neuronales Netzwerkes bewerkstelligt.

Nach der Konstruktion des Künstlichen Neuronales Netzwerkes wurden mehrere Netze trainiert bis die Fehlerrate unter 0,1 lag (Abb. 48).

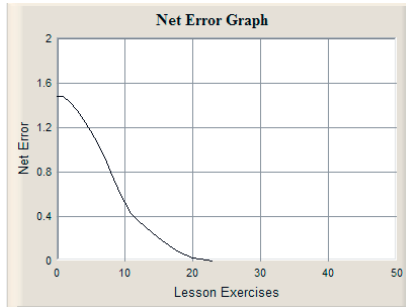


Abb. 48: Fallende Fehlerrate innerhalb des Künstlichen Neuronalen Netzes während der Lernphase²⁵

Beim Training des Künstlichen Neuronalen Netzwerkes werden die Gewichte zwischen den Neuronen angepasst, bis das erwartete Ergebnis erreicht wird. Nach dieser Trainingsphase wurde das Netzwerk evaluiert indem dreißig neue Bilder durch das Netz klassifiziert wurden.

4.5.2.8 Wissensbasierte Systeme

Die in den vorhergehenden Kapiteln aufgeführten Methoden stellen Teillösungen der gesamten Problemstellung dar. Nach der Bewertung, in welchem Zusammenhang sie einsetzbar sind und eindeutig Ergebnisse liefern, wurde ihr Einsatz formal bestimmt. Diese Aussagen stellen die Informationen eines wissensbasierten Systems dar, zudem bilden sie aber auch eine formale Logik, die jedoch nicht mathematisch abgeschlossen ist. Die getroffenen Aussagen und der Entscheidungsbaum sind in Kapitel 5.10 dargestellt.

4.6 Statistische Auswertung

In dieser Arbeit wurden, bedingt durch die angewandte Methodik, nur begrenzt statistische Methoden angewendet. Mathematisch statistische Auswertungen wurden in den Histogrammen (Kap 3.4.1.2) indirekt verwendet indem Abbildungen gesucht wurden, die auf solche Werte abbilden, deren Wertebereiche sich nicht schneiden sollen.

²⁵ Ausgabe des Simulationsprogramms MemBrain zur Simulation Künstlicher Neuronaler Netze

Bei den Klassifikationsverfahren (Kap. 3.5.2) wurden die zu klassifizierenden Ergebnisse mit einer stochastischen Verteilung abgebildet, so dass ein Abbildungsintervall, welches die Pflanze klassifiziert, angegeben werden musste. Damit konnten ähnliche Pflanzen mit einer geringen Wahrscheinlichkeit einer anderen Pflanze zugeordnet werden.

Bei der Eckenerkennung (Kap. 4.5.2.2) wurden mit Hilfe der Nachbarschaftsbeziehungen statistisch zu viel erkannte Ecken entfernt. Insbesondere für die geometrischen Merkmale (Kap. 4.5.2.4) und die Beurteilung der Erkennungsraten wurden explizit statistische Auswertungen verwendet. Sie umfassen den Mittelwert, die Varianz und die Standardabweichung. Diese wurden mit der Software Statgraphics Centurion XV (STATPOINT TECHNOLOGIES 2007) berechnet.

Das Künstliche Neuronale Netz (Kap. 4.5.2.7) ist aus stochastischen Betrachtungen entstanden.

5 Ergebnisse

5.1 Segmentierung

5.1.1 Segmentierung durch Farbraumkonversion

Bei der Verwendung von einer einzelnen Kamera für eine Szene musste zur Segmentierung von Objekten ein Verfahren verwendet werden, das eine Abbildungsvorschrift darstellte, die relevante Informationen von nicht relevanten Informationen trennt.

In Szenen, in denen keine Überlappungen der Unkräuter bestanden, war unter der Annahme, dass keine künstlichen Objekte mit Grünfarbton eingebracht wurden, eine vollständige Segmentierung basierend auf der Farbauswahl nach Kapitel 4.4.2.2 möglich. In den Abbildungen 49 und 50 wird dieser Sachverhalt für eine weitreihige Kultur (Zuckerrüben) im Freiland gezeigt (Versuch Juni 2005).



Abb. 49: Unkräuter in Zuckerrüben, Schlag Rundstedter Winkel, Juni 2005

Zu sehen sind drei Zuckerrübenpflanzen und die Unkräuter *Matricaria recutita* (3 Pflanzen), *Fallopia convolvulus* (1 Pflanze) und zwei monokotyle Unkrautarten. Durch Anwendung der Farbraumkonversion konnte der Hintergrund entfernt werden, so dass die Einzelpflanzen separiert voneinander standen.



Abb. 50: Verunkrautung in Zuckerrüben. Segmentiertes Bild (Schlag Rundstedter Winkel, Juni 2005)

Bei Kulturen mit engerem Reihenabstand und in späteren Entwicklungsstadien stieg die Wahrscheinlichkeit, dass es zu Überlappungen von Pflanzen kam. Dann war eine Segmentierung durch Farben zwischen den einzelnen Pflanzen nicht mehr möglich. Abbildung 51 zeigt eine solche Situation. In dem Bild stehen *Galium- aparine*-Pflanzen zwischen Winterweizen-Pflanzen. Teilweise überlappten sich einzelne Blätter. Eine Segmentierung aller Pflanzen vom Hintergrund war dennoch möglich, da dieser keinen Grünfarbton enthält.

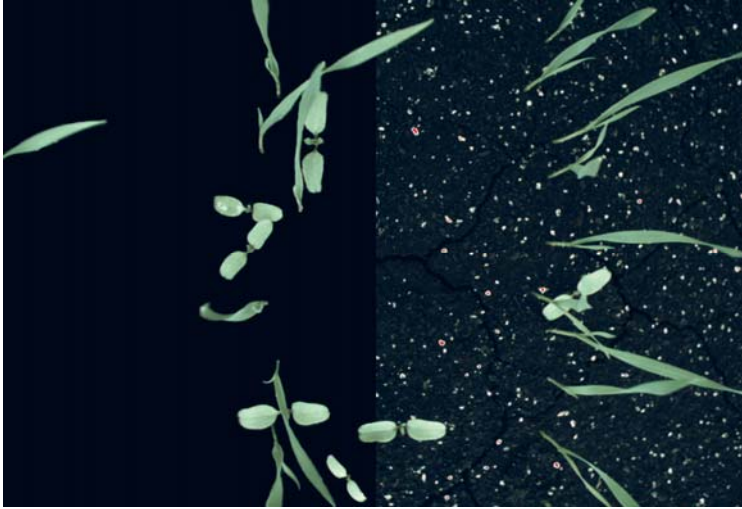


Abb. 51: *Galium aparine* in Winterweizen. Gefäßversuche unter Halfreilandbedingungen

Sonderfall

Da die Grüntöne gleichverteilt auftraten und damit ein Segmentierungskriterium fehlte, konnten sich überdeckende Pflanzen im Normalfall nicht durch die Farbe segmentiert werden. Abbildung 52 zeigt ein Ergebnis der Bilderstellung auf dem Schlag Seedorfer Feld (November 2005).



Abb. 52: Referenzbild zur Unkrautverteilung im November 2005 (Schlag Seedorfer Feld)

Die Betrachtung des Bildes lässt erwarten, dass innerhalb des grünen Farbbereichs zwei Maxima der Verteilungen existierten. Diese Erwartung bestätigt das Histogramm des grünen Farbkanals nach der Segmentierung (Abb. 53).



Abb. 53: Histogramm der Grünverteilungen zum Referenzbild Seedorfer Feld 2005

Zuvor wurde jedoch die Segmentierung zwischen Grünfarbtönen und sonstigen Farbtönen durchgeführt. Damit erhielt man das in Abbildung 54 dargestellte Bild.

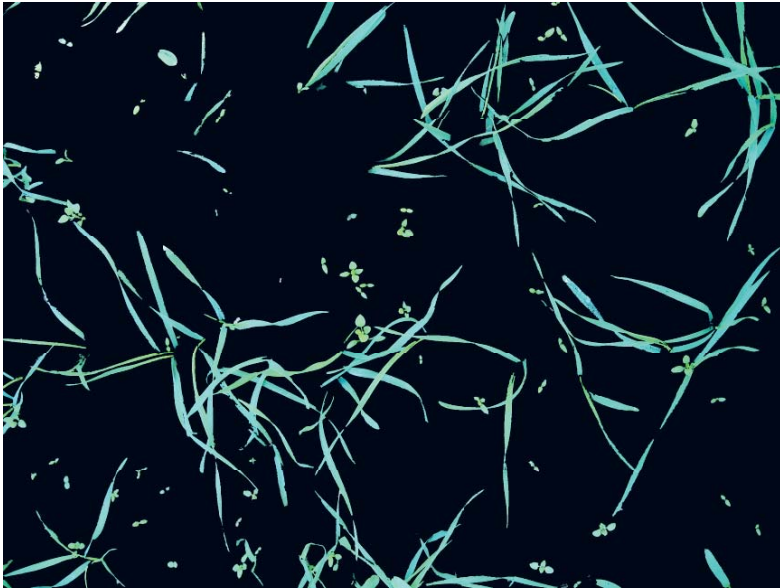


Abb. 54: Vom Hintergrund segmentierte Pflanzen (s. auch Abb. 52)

Durch die Aufteilung des Grünkanals in zwei Bereiche ließen sich das Unkraut und der Winterweizen voneinander trennen. Damit erhält man als Ergebnis die in den Abbildungen 55 und 56 dargestellten Bilder. Dieser Effekt ist allerdings nur selten zu beobachten und wird daher als Sonderfall eingestuft.

Eine Segmentierung der Bilder, die auf der Versuchsfläche B244 gewonnen wurden, war nicht erfolgreich, da die Pflanzen, bedingt durch einen milden Winter, zu stark im Wachstum fortgeschritten waren. Der Boden des Feldes war nicht mehr sichtbar, sondern wurde in der Regel ausschließlich als grüne Fläche wahrgenommen. Da die Bilder mit einer einzelnen Kamera aufgenommen wurden, war eine 3D-Rekonstruktion nicht möglich. Die Bilder, als Ergebnisse, sind mangels Informationsgehalts nicht in diese Arbeit aufgenommen worden, weil sie von bisher bekannten Verfahren nicht ausgewertet werden können.



Abb. 55: Zweifach segmentiertes Bild – Unkräuter

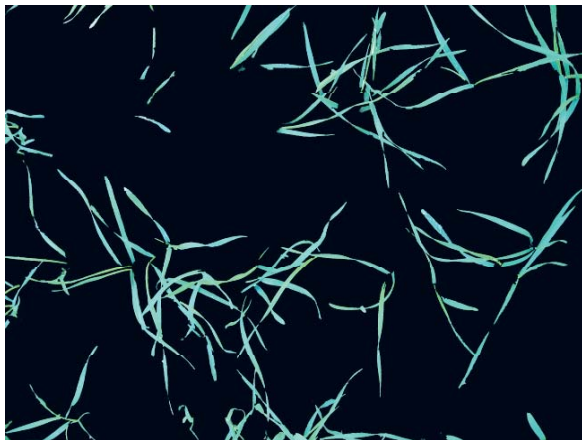


Abb. 56: Zweifach segmentiertes Bild - Winterweizen

5.1.2 Segmentierung durch Stereotriangulation

Ziel der Stereotriangulation ist es, eine Tiefenkarte einer Szene zu erstellen. Da für diesen Versuch die Kameras senkrecht über der Szene angeordnet waren, entspricht die Tiefenkarte den verschiedenen Höhen der Pflanzen im Bild (Abb. 57). Aus dem Bild wurden die Farbinformationen entfernt und stattdessen die Höhen als Intensität

dargestellt. Da die Blätter gewölbt sind, wiesen sie nicht immer eine konstante Höhe auf. Um dennoch die Blätter zu trennen, musste auf die Stetigkeit des Höhenverlaufs geachtet werden. Dabei bedeutet der Begriff der Stetigkeit, dass die Nachbarkpunkte nur um einen bestimmten Höhenabstand abweichen dürfen. Dies ist nötig, weil ein Bild aus diskreten und nicht kontinuierlichen Werten besteht. Mit diesem Abstandmaß ist gleichzeitig der minimale Höhenunterschied definiert, den zwei Blätter zueinander haben dürfen. Blätter, die sich auf einer Höhenebene berühren, kann man ebenso wenig unterscheiden wie Blätter, die sich von unten und oben berühren.



Abb. 57: Höhenbild (dargestellt durch Intensitätsverlauf) von einem von oben aufgenommenen Stereobild

5.2 Kantenerkennung

Die Kantenerkennung reduziert ein Objekt auf seine Umrisse. Wie in Kapitel 4.5.2.1 beschrieben, sind diese Kanten besonders charakteristisch für ein Objekt bzw. die Pflanzen. Die Texturen der Pflanzen ähneln sich stark, so dass aus ihnen keine Informationen mit vertretbarem Aufwand gewonnen werden konnten.

Die Kantenerkennung ist sehr schnell, liefert jedoch ohne vorherige Segmentierung zu viele falsche Kanten wie Abbildung 58 zeigt.

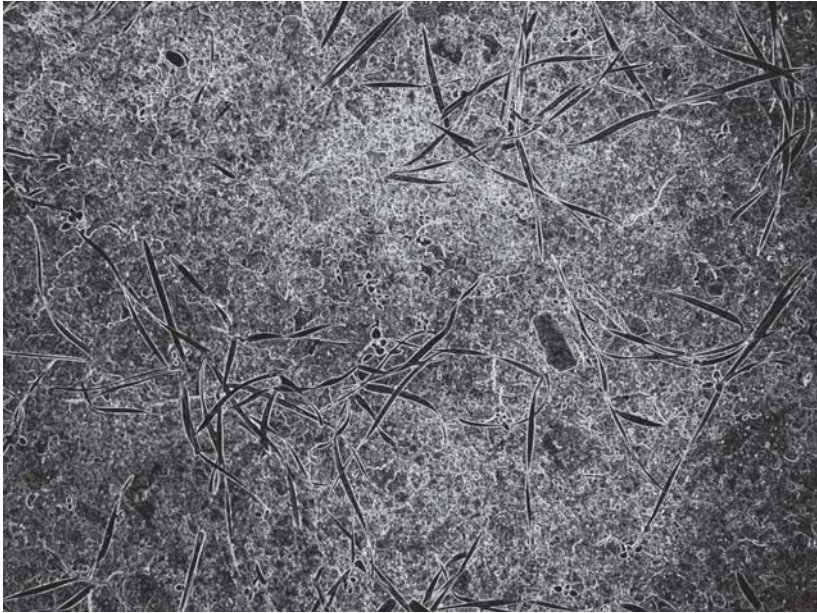


Abb. 58: Kantenerkennung auf einem unsegmentierten Bild

Mit einer vorherigen Segmentierung, wie in Kapitel 4.4.2.2 beschrieben, erhielt man ein deutlich besseres Ergebnis. In Abbildung 59 wurde auf dasselbe Bild (Abb. 58) die Kantenerkennung angewandt, so dass nur noch die relevanten Kanten der Pflanzen zu sehen waren. Dem Betrachter fallen hauptsächlich die großen Strukturen der Kulturpflanze auf.

Das Ergebnis ist ein Zwischenschritt für weitere Untersuchungen und verlangt, dass die Kanten jeweils von nur einer Pflanze bestimmt werden. Bei sich nicht überlappenden Pflanzen ist dies der Fall. Bei überlappenden Pflanzenteilen ist keine solche triviale Aussage zu erzielen. In Abbildung 60 ist die Kantendetektion auf sich stark überlappende Pflanzenteile angewandt worden. Die Außenkanten sind leicht zu finden und als starke weiße Linien zu sehen. Auch im Inneren der Pflanzenteile und an deren Überlappungen bildeten sich feinere Kanten.

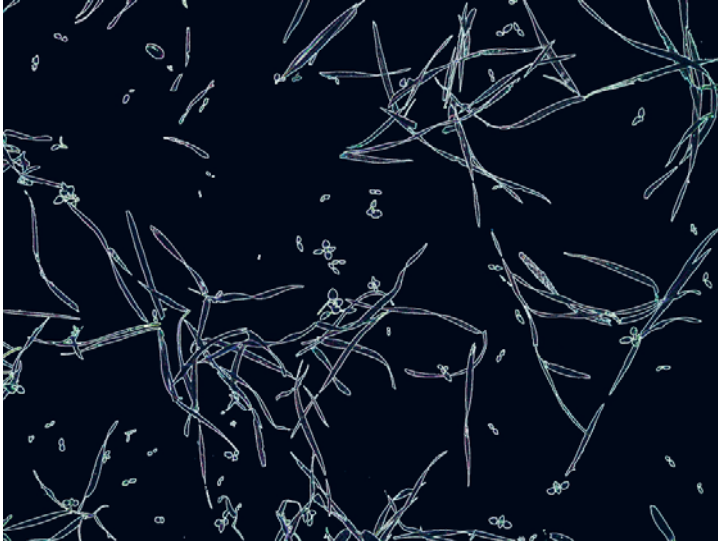


Abb. 59: Kantenerkennung auf einem vorher segmentierten Bild

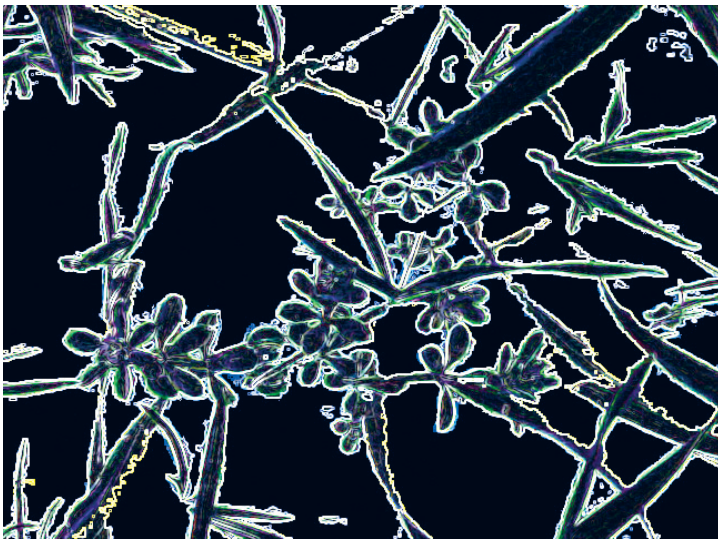


Abb. 60: Kantendetektion bei starker Verunkrautung mit *Galium aparine* in Winterweizen

5.3 Eckenerkennung

Die Erkennung von Ecken auf Basis des Harris Corner-Detektors (vgl. Kap. 4.5.2.2) lieferte abhängig von dessen Empfindlichkeit verschieden eindeutige Ergebnisse. Auf die in Abbildung 60 angewandte Kantendetektion erfolgte die Eckenerkennung (Abb. 61). Durch eine zu hoch gewählte Empfindlichkeit des Detektors wurden zu viele Ecken gefunden.

Bei einer zu niedrigen Empfindlichkeit wurden Ecken, die vorhanden waren, nicht detektiert. Nach einer Kalibrierung wurden marginal mehr Ecken gefunden als im Bild vorhanden waren. Durch Verschiebung der Ecken entlang der Kanten und Beobachtung ihrer Richtungsänderung konnten die falschen Ecken entfernt werden. Das Gütekriterium entspricht dabei im mathematischen Sinne der Stetigkeit einer Funktion.

Bei sich überlappenden Pflanzenteilen werden ebenfalls Eckpunkte gefunden, die dann im Inneren der Pflanzengruppe liegen konnten. Unter der Annahme, dass die für diese Untersuchungen relevanten Pflanzen keine Löcher in den Blättern enthalten, erhielt man als Ergebnis die Aussage, dass das Objekt aus mindestens zwei Objekten bestehen muss. Ein solcher Sacherhalt wird in Abbildung 61 gezeigt.

Die Kanten der Pflanzen wurden dabei weiß dargestellt, während die Eckpunkte rot dargestellt wurden. Es werden noch zu viele Eckpunkte dargestellt. Durch die Überlappung der Blätter existierte nur ein großes Objekt, welches mehrere „Löcher“ aufwies. Die „Löcher“ sind in diesem Bild als homogene schwarz Regionen zu erkennen.

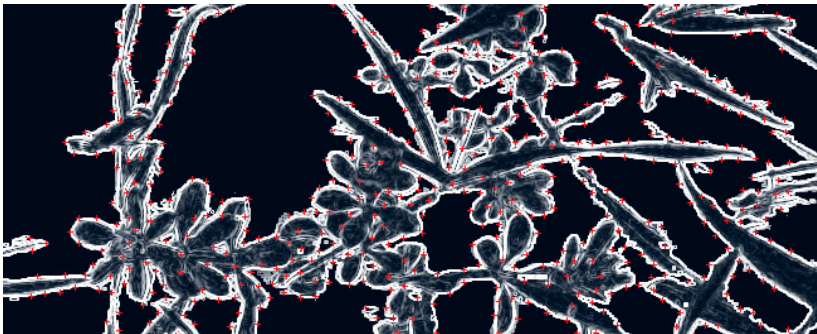


Abb. 61: Kantenbild einer Unkrautsituation auf dem Feld mit markierten Ecken bei zu großer Empfindlichkeit des Eckendetektors

5.4 Hough-Transformation

Aus dem Versuchsansatz „Winterweizen und *Galium aparine*“ (Kapitel 4.2), erhielt man nach der Bildaufnahme ein Farbbild wie in Abbildung 62 zu sehen ist.



Abb. 62: Eingangsbild für Hough-Transformation

Im nächsten Schritt wurde, um Rechenzeit einzusparen, zuerst die Bildauflösung reduziert und dann segmentiert. Die grünen Pflanzen wurden bei der Segmentierung weiß gefärbt, die restlichen Bildinformationen gelöscht und entsprechen der Farbe Schwarz (Abb. 63).

Auf die weiß eingefärbten Pixel ließ sich die Hough-Transformation anwenden, da diese jedoch sehr rechenintensiv ist, war es ratsam eine weitere Reduktion der Bildpunkte durchzuführen. Mit Hilfe des Verfahrens aus Kapitel 4.5.2.1 erhielt man dann die Abbildung 64. Es sind die schwarzen Bildpunkte, die Hough-transformiert wurden.



Abb. 63: Segmentiertes Bild in schwarz-weißer Darstellung

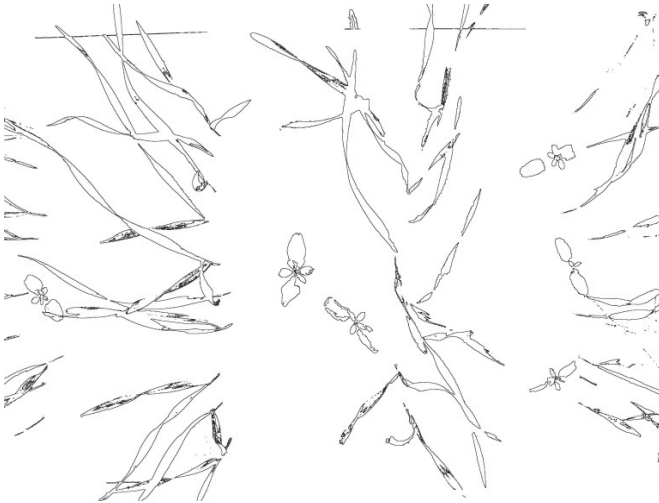


Abb. 64: Kantenbild einer segmentierten Unkrautaufnahme (Abb. 63)

Wie im Verfahren (Kapitel 3.3.3.3) beschrieben, erhielt man für jeden Bildpunkt eine Linie im Houghraum. Bei diesem Bild sieht damit der Hough-Raum wie in Abbildung 65 (links) aus. Im rechten Teil der Abbildung sind die Schnittpunkte der Gerade dargestellt.

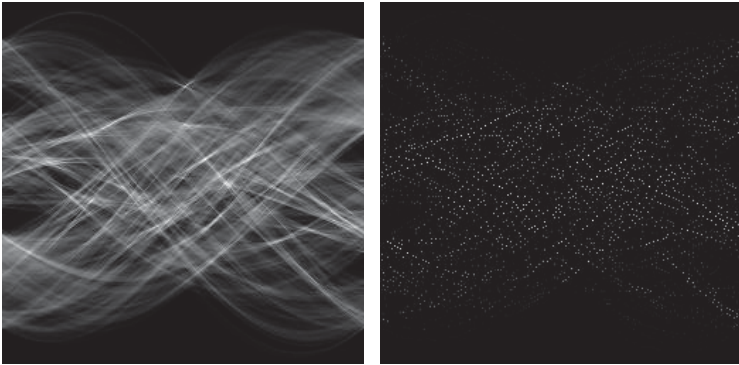


Abb. 65: Die Bildpunkte im Hough-Raum (links) und die Schnittpunkte der Geraden im Houghraum (rechts)

Durch Auswahl der vier häufigsten Schnittpunkte und deren Rücktransformation in den kartesischen Raum erhielt man die Abbildung 66.

Dabei wurden die gefundenen Geraden künstlich verbreitert und die Bedingung gefordert, dass die Geraden annähernd parallel verlaufen sollten. Die gefundenen Linien wurden zur Demonstration auf dem Originalbild dargestellt. Unter der Annahme, dass innerhalb dieser Zonen nur Nutzpflanzen wachsen und außerhalb dieser Zonen nur Unkräuter, lassen sich alle Unkräuter, wie in Abbildung 67 dargestellt, markieren.

Die Aussage über die Erkennungsgenauigkeit dieses Verfahren lässt sich damit genau treffen: Eine Differenzierung zwischen Unkräutern besteht bei dieser Methode nicht. Trat Unkraut zwischen den Pflanzenreihen auf, wurde es zu 100 % erkannt. Trat Unkraut innerhalb der Pflanzreihe auf, wurde es mit diesem Verfahren, allein angewendet, nicht erkannt. Eine Aussage über die Gesamterkennungsrate erfordert Informationen über das erwartete Auftreten des Unkrautes in der Pflanzreihe.

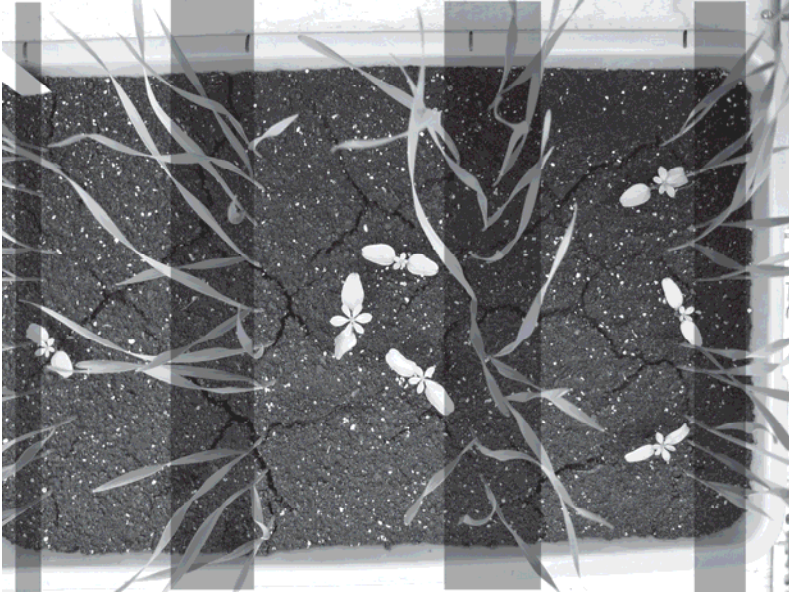


Abb. 66: Erkannte Kulturpflanzenreihen mit der Hough-Transformation

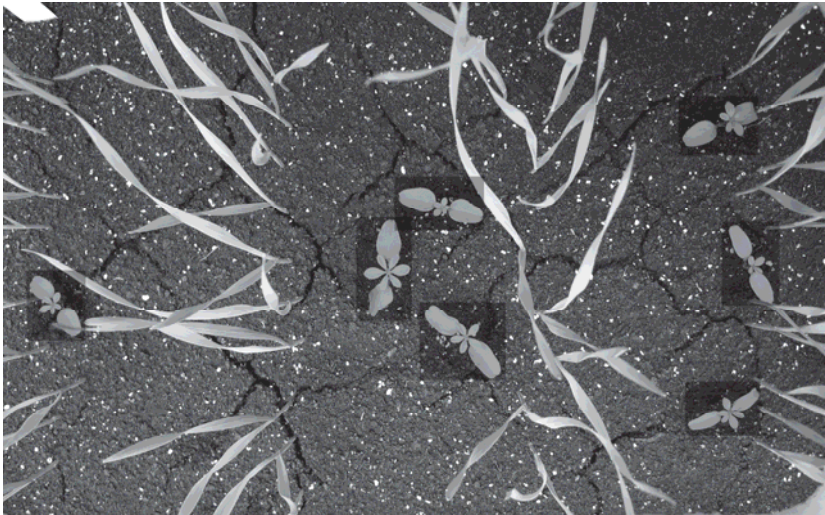


Abb. 67: Erkanntes Unkraut mit der Hough-Transformation

5.5 Geometrische Merkmale

Aus dem Versuch „Gewinnung geometrischer Merkmale verschiedener Unkrautarten“ (Kapitel 4.2) wurden Daten sowie die zugehörigen Ergebnisse gewonnen.

Versuche im August 2007

Das in Kapitel 4.5.2.4 beschriebene Verfahren wurde durchgeführt und die geometrischen Merkmale der Pflanzen berechnet. Das System sollte *Galium aparine* in Winterweizen erkennen. Mit Hilfe der Methoden zur Berechnung von geometrischen Merkmalen wurden verschiedene Unkrautverteilungen und Unkrautdichten untersucht. Die Pflanzen zeigten im Entwicklungsstadium BBCH 10 bis 12 zum Teil deutliche morphologische Unterschiede. Die Anzahl der Blätter eines Quirls von *Galium aparine* variierte zwischen 4 und 6 Blättern. Tabelle 10 zeigt die minimalen und maximalen Werte der gemessenen oder berechneten Merkmale für die 400 untersuchten Pflanzen, sowie die Mittelwerte und Standardabweichung.

Tab. 10: Geometrische Merkmale und Pixelanzahl im Entwicklungsstadium BBCH 10 bis 12 der *Galium aparine*-Pflanzen (n = 400)

Merkmal	Mittelwert	Min	Max	StAbw.
Breite [Pixel]	273	87	546	43
Länge [Pixel]	121	82	161	20
Ausdehnungsquotient Q	2,3	0,76	4,14	0,47
Fläche A [Pixel ²]	22.570	5.556	58.282	6.028
Fläche kl. Rechteck A _{kr} [Pixel ²]	33.151	8.280	87.906	8.834
Umfang U [Pixel]	1.047	477	1934	141
Kompaktheit C	0,267	0,144	0,417	0,040
Fiberlänge L _f [Pixel]	-598	-1192	-244	90
Fiberbreite B _f [Pixel]	-37,4	-57,5	-21,2	6,5

Die einzelnen Werte unterlagen einer großen Streuung. So lagen die Objektbreiten zwischen 87 und 546 Bildpixeln, die Länge zwischen 82 und 161 Bildpixel und daraus resultierend die Flächen zwischen 5556 und 58282 Pixeln. Da die Fiberlänge und Fiberbreite Abhängigkeiten zur Fläche aufweisen, fand man auch hier eine große

Streuung der Werte zwischen 244 und 1192 Pixel der Fiberlänge und 21,2 und 57,5 Pixel für die Fiberbreite.

Unter der Bedingung, dass die *Galium aparine*-Pflanzen vollständig segmentiert wurden und Kenntnisse über den Entwicklungsstand der Unkrautpflanzen vorliegen, können 62,5 % bis 87,5 % der *Galium-aporine*-Pflanzen im BBCH-Stadium 10 bis 11 richtig erkannt werden. Im BBCH-Stadium 12, d.h. nach Entwicklung des ersten Blattquirls, war eine leicht höhere Erkennungsrate von 70,0 bis 90,0 % zu beobachten.

Tabelle 11 zeigt aber auch, dass die Erkennungsrate unabhängig von der Unkrautdichte schwankte. Die hohe Erkennungsrate war zu erwarten, da die Voraussetzung der vollständigen Segmentierung galt und dadurch Fehler durch Überdeckungen ausgeschlossen werden konnten.

Tab. 11: Veränderung der Erkennungsrate von *Galium aparine* in Abhängigkeit vom Entwicklungsstadium (BBCH kodiert)

Versuchsreihe	<i>Galium aparine</i> Unkrautdichte (Pflanzen/m ²)	Erkennungsraten (%)	
		BBCH 10-11	BBCH 12 (Blattquirl)
I	24	62,5	87,5
II	24	87,5	90,0
III	32	86,7	70,0

Ohne Differenzierung nach Entwicklungsstadium und ohne die Voraussetzung der vollständigen Segmentierbarkeit, erhielt man Erkennungsraten, wie sie in Tabelle 12 aufgelistet sind.

Dabei schwankte die Erkennungsrate stark, ohne dass eine Abhängigkeit zur Besatzdichte der Unkrautpflanzen zu beobachten war.

Tab. 12: Erkennungsraten bei der Unterscheidung von *Galium aparine* und Winterweizen bei unterschiedlicher Unkrautverteilung (zufällig: sowohl innerhalb, als auch zwischen den Saatreihen) über einen Zeitraum von 6 Tagen zusammengefasst, BBCH 10-12

Versuch	Unkrautverteilung	<i>Galium aparine</i> (Unkrautdichte in Pflanzen / m ²)	<i>Galium aparine</i> bildanalytisch erkannt (Pflanzen)	Erkennungsrate (%)
I	zufällig	24	17 von 23	73,9
II	i.d. Kulturreihe	32	16 von 47	34,0
III	i.d. Kulturreihe	48	22 von 30	73,3
IV	zufällig	64	27 von 42	64,3
V	zufällig	80	22 von 28	78,6

Versuche im September 2008

Bei der Wiederholung des Versuchs zur Gewinnung geometrischer Merkmale (Kap. 4.2) im September 2008 wurden für die *Galium aparine*-Pflanzen die in Abbildung 68 dargestellten Unkrautsituationen verwendet.

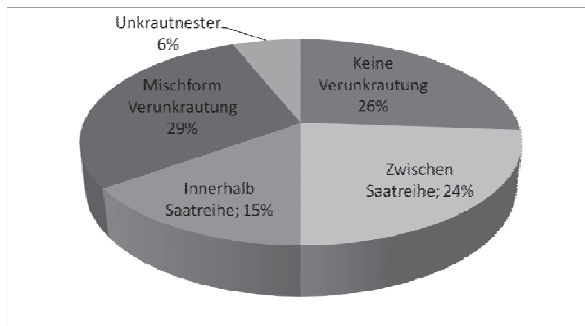


Abb. 68: Unkrautverteilungssituationen

In 74 % der Situationen kam *Galium aparine* in den Bildern vor, bei 26 % war ausschließlich die Kulturpflanze (Winterweizen) zu sehen. Mit 24 % zwischen zwei Saatreihen bzw. 15 % innerhalb der Saatreihe wurden eindeutig abgegrenzte Situationen beobachtet, die mit 29 % in kombinierter Form vorlagen. In 6 % der Fälle wurden

Unkrautnester beobachtet, die sich von der Mischform-Verunkrautung durch das Überlappen der Blätter unterscheiden.

Für sieben *Galium aparine*-Pflanzen, die zufällig aus allen Pflanzen ausgewählt wurden, sind die Ergebnisse in Tabelle 13 zusammengefasst. Diese wurden später für das Template Matching benötigt.

Tab. 13: Einzelne Objektmerkmale verschiedener *Galium aparine*-Pflanzen (A bis G)

Merkmal	A	B	C	D	E	F	G
Breite [Pixel]	275	307	348	341	257	275	303
Länge [Pixel]	120	88	157	122	96	130	84
Ausdehnungsquotient	2	3	2	2	2	2	3
Fläche [Pixel]	13.090	19.023	24.954	21.964	14.643	18.188	14.374
Fläche kl.	33.000	27.016	54.636	41.602	24.672	35.750	25.452
Umfang [Pixel]	846	805	1.220	1.032	761	807	784
Schwerpunktlage	Innerh.	Innerh.	Innerh.	Innerh.	Innerh.	Innerh.	Innerh.
Kompaktheit	0,23	0,369	0,211	0,259	0,318	0,351	0,294
Fiberlänge [Pixel]	-500	-384	-738	-586	-396	-398	-424
Fiberbreite [Pixel]	-26,2	-49,4	-33,8	-37,4	-36,9	-45,6	-33,9

Merkmal	Mittelwert (n = 7)	Standardabweichung
Breite [Pixel]	301	34,5
Länge [Pixel]	114	26,2
Ausdehnungsquotient	2,3	0,48
Fläche [Pixel]	18.034	4.352,6
Fläche kl.	34.590	10.755,7
Umfang [Pixel]	894	169,7
Schwerpunktlage	Innerh.	0
Kompaktheit	0,290	0,0555
Fiberlänge [Pixel]	-489	131,5
Fiberbreite [Pixel]	-37,6	7,76

Zu beobachten war, dass aufgrund des geringeren Stichprobenumfangs die Standardabweichung beim Mittelwert der Breite geringer ausfiel als in Tabelle 10, während das bei der Standardabweichung von der Länge nicht zutraf. Der Mittelwert und die Standardabweichung des Ausdehnungsquotienten waren identisch. Das lässt auf eine Gleichmäßigkeit im Pflanzenwachstum schließen, welches die Grundlage für das Verfahren in Kapitel 4.5.2.7 lieferte. Außer der Kompaktheit lagen alle anderen Werte des Mittelwerts in Tabelle 11 unterhalb deren von Tabelle 10. Die Ursache liegt in der mathematischen Berechnung aus den zuvor beschriebenen Werten.

Es wurden 75 Pflanzen in Abhängigkeit der Unkrautdichte in den Pflanzschalen in acht Versuchsgruppen eingeteilt und dort verschiedene Erkennungsraten erzielt. Diese sind in Tabelle 14 zusammengefasst. Zu erkennen ist, dass die Erkennungsrate tendenziell mit der Unkrautdichte abnahm. Eine Konstanz war jedoch nicht zu beobachten, da beispielsweise bei Versuch IV und V die Erkennungsrate gegenüber Versuch III wieder angestiegen ist oder in Versuch VI die Erkennungsrate niedriger lag als in Versuch VII und VIII.

Tab. 14: Erkennungsrate: Unterscheidung von *Galium aparine* und Winterweizen in Vegetationsschalen bei unterschiedlicher Unkrautverteilung (idR = in der Reihe ; zdR = zwischen den Reihen)

Versuchs- gruppe	Unkrautver- teilung	<i>Galium aparine</i> (Pflanzen/Schale)	<i>Galium aparine</i> bildanalytisch erkannt (Pflanzen/Schale)	Erkennungs- rate (%)
I	idR + zdR	3	2	66,6
II	zdR	4	4	100,0
III	idR + zdR	5	4	80,0
IV	zdR	6	6	100,0
V	idR + zdR	7	7	100,0
VI	idR + zdR	8	5	62,5
VII	zdR	9	8	88,9
VIII	idR + zdR	10	8	80,0
SUMME		75	60	84,8

5.6 Ausrichtung

Bei der Ausrichtung der Pflanzen nach Kapitel 4.4.3 waren die Ergebnisse stark abhängig von der Symmetrie der Pflanze. Bei freistehenden Pflanzen konnten die besten Symmetrieeigenschaften gefunden werden. Bei überdeckten Pflanzen konnten Deformationen beobachtet werden, die wahrscheinlich durch die damit verbundenen Lichtreize verursacht wurden. Bei diesen Pflanzen konnte es vorkommen, dass der Schwerpunkt außerhalb der Pflanze lag. Von 400 untersuchten Pflanzen wurden 31 gefunden, die diese Eigenschaft erfüllten. Damit wurde mit 7,75 % Wahrscheinlichkeit eine deformierte Pflanze gefunden. Dieser Sachverhalt wurde durch die Bedingung, dass die Koordinaten des Schwerpunkts im Objekt liegen müssen, zu 100 % erkannt.

In der darauf folgenden Rotation lagen die Pflanzen waagrecht vor. Die Abszissenachse des Koordinatensystems, welches der Transformation zu Grunde liegt, verlief mit geringen Abweichungen in der Blattmitte. Dabei wurde die Blattmitte als die Mittelrippe des Blatts angenommen. Das Transformationsverfahren ist mathematisch korrekt. Die Beurteilung der korrekten Objektlage konnte mangels einer objektiven Beschreibung nur subjektiv erfolgen.

Der Fehler in der Ausrichtung des Objekts hatte keine signifikante Auswirkung auf das Verfahren des Template Matching, jedoch auf das Verfahren der Winkelmessung innerhalb des Blattes mit der Klassifikation durch ein Künstliches Neuronales Netz. Dort musste der Fehler entweder durch das Künstliche Neuronale Netz oder durch zusätzliche Maßnahmen ausgeglichen werden.

5.7 Template Matching

Das Template Matching lieferte Ergebnisse auf zwei Arten. In der ersten Variante konnte eine beliebige Pflanzenart wiedergefunden werden. Die Ergebnisse wurden für die Unkrautart *Galium aparine* gefunden, sind aber direkt auf andere Unkrautarten übertragbar. In der zweiten Variante wurden Ergebnisse geliefert, die auf einer speziellen Eigenschaft basierten. Bei *Galium aparine* ist es die Eigenschaft, Blattquirle zu bilden. Dabei werden ebenfalls deren Symmetrieeigenschaften ausgenutzt.

a) Vollständiges Auffinden der Pflanze

Auf Abbildung 62 (Kapitel 5.4) wurde die Segmentierung aus Kapitel 4.4.2.2 angewandt und die Einzelpflanzen (Abb. 69), die nach der Umrechnung in Grauwertbilder durch das in Kapitel 4.4.3 beschriebene Verfahren senkrecht ausgerichtet wurden, gewonnen.



Abb. 69: *Galium aparine*-Pflanzen mit unterschiedlich ausgeprägtem Blattquirl in Originalgröße, dem originalen Gesamtbild entnommen

Nach Anwendung des Template Matching-Verfahrens (Kapitel 4.5.2.5) mit Bild D aus Abbildung 69 als gewähltes Template, erhielt man ein Grauwertbild (Abb. 70) oder die 3D-Darstellung (Abb. 71). Je heller die Bildpunkte oder je höher das Massiv erschienen, desto mehr stimmte das Template mit dem Bild an dieser Stelle überein.

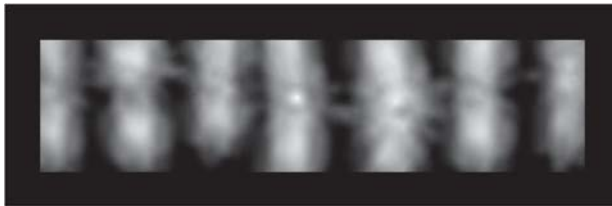


Abb. 70: Faltungsbild nach Template Matching I

An den roten Bereichen herrschte eine besonders hohe Übereinstimmung zwischen Template und Referenzbild, so dass das Template sicher wieder gefunden werden konnte. Auch die Nachbarpflanzen wiesen eine starke Ähnlichkeit auf und Teile, jeweils eines der Keimblätter, von den anderen benachbarten Testpflanzen.

Bei Wahl der Pflanze A aus Abbildung 69 sah das Faltungsbild wie in Abbildung 72 dargestellt aus. Der Weißanteil, als Interpretation der dritten Dimension, ist in Abbildung 73 zu sehen.

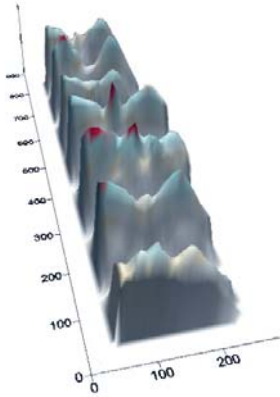


Abb. 71: 3D-Repräsentation des Template Matching I

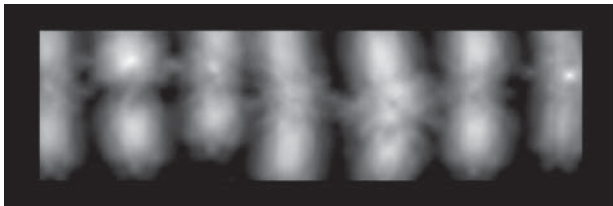


Abb. 72: Faltung nach Template Matching II

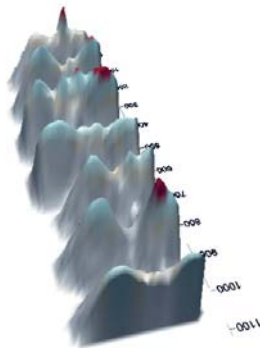


Abb. 73: 3D-Darstellung des Template Matching II

Beim letzten Objekt (hinten) sieht man die Übereinstimmung der Referenz mit dem Suchbild, und an anderen Stellen teilweise Ähnlichkeiten. Damit erhielt man Erkennungsraten von 42,9 % im ersten und 57,1 % im zweiten Bild wie in Tabelle 15 dargestellt. Im Mittel lag die Erkennungsrate damit bei 50,0 %.

Tab. 15: Erkennungsraten (*Galium aparine*) durch Template Matching

Versuch	<i>Galium aparine</i>	<i>Galium aparine</i>	Erkennungsrate
I	7	3	42,9
II	7	4	57,1
SUMME	14	7	50,0

b) Detektion der Blattquirle von *Galium aparine*

Die fehlende Invarianzeigenschaft des Verfahrens benötigt mehrere Templates, wenn man auf den Schritt des Ausrichtens und der Segmentierung verzichten möchte. Abbildung 74 zeigt das Modell eines 6-blättrigen Quirls einer *Galium aparine*-Pflanze und verdeutlicht die Symmetrieeigenschaften, die die Anzahl der Templates verringern kann.

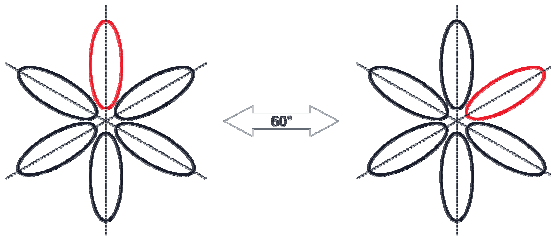


Abb. 74: Modell eines 6-blättrigen Quirls von *Galium aparine* mit Symmetrieeigenschaften

Unter der Annahme, dass die Genetik der Pflanze aus Gründen der maximalen Sonnenlichtausbeute eine symmetrische Verteilung der Einzelblätter des Blattquirls vorgibt, waren fünfblättrige Quirle nach einer 72° Drehung und sechsblättrige Quirle nach einer 60° Drehung wieder kongruent. Es genügte also, nur die Teilbilder zwischen den Winkel $0 - 60^\circ$ bzw. $0 - 72^\circ$ als Template vorzuhalten. Unter Berücksichtigung der

diskreten Abbildung bei der Fotografie und der Größe auf der Abbildung ließen sich die Teilbilder auf ca. 6 – 8 reduzieren.

In der modifizierten Version, die zum detektieren von Blattquirlen diente, erhielt man bessere Ergebnisse. Nach Anwendung der Templates und Detektion der Match-Punkte durch einfache Schwellenwertoperationen, erhielt man die Position der 6 ähnlichen, aber nicht identischen, Blattquirl (Abb. 75), die im Originalbild künstlich angeordnet wurden. Allerdings sah man ungefähr in der Mitte eine falsche Detektion.

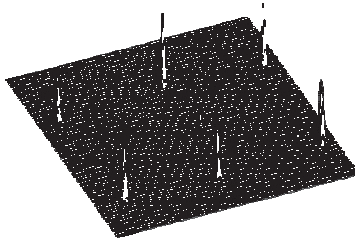


Abb. 75: Match-Punkte nach Schwellenwertoperation

Dieses Verfahren angewandt auf sechs Bilder, wie in der Versuchsbeschreibung beschrieben, ergab Erkennungsraten zwischen 71,4 % bis 83,3 % und im Mittel 75,5 % (Tab. 16). Es wurden die Blattquirlen auch dann erkannt, wenn sie an andere Pflanzenteile angrenzten, nur leicht andere Pflanzen verdeckten oder überdeckt wurden.

Tab. 16: Erkennungsraten Template Matching mit Blattquirlen

Versuch	Weizen-Pflanzen (Stück)	Vorhandenes <i>Galium aparine</i> (Stück)	<i>Galium aparine</i> erkannt (Stück)	Erkennungsrate bezogen auf <i>Galium</i> <i>aparine</i> (%)
I	17	7	5	71,4
II	18	7	5	71,4
III	18	8	6	75,0
IV	17	9	7	77,8
V	16	6	5	83,3
SUMME	86	37	28	75,7

5.8 Winkelmethode kombiniert mit Neuronalem Netz

Das Verfahren der Winkelmethode, die mit einem Neuronalen Netz gekoppelt ist, erwartet vorverarbeitete Daten. Durch den Segmentierungsschritt in Kapitel 4.4.2.2 erhielt man Einzelpflanzen (Ergebnisse in Kapitel 5.1.1), die mit dem Verfahren aus Kapitel 4.4.3 so ausgerichtet waren, dass die längste Achse der Pflanze waagrecht im Bild lag, und man erhielt die in Abbildung 46 (Kapitel 4.5.2.7) dargestellten Koordinatensysteme.

Aus Gründen der Symmetrie war es hinreichend, eines der beiden Keimblätter zu betrachten. Durch das Wachstum der Pflanze existierte ein weiterer Freiheitsgrad der Skalierung. Somit war es nötig, einen Messwert zu finden, der invariant gegenüber dieser Eigenschaft war. Da das Blatt gleichmäßig wächst, war ein Winkel, der aus den Komponenten der Länge und Breite berechnet wurde, dazu geeignet. Für 40 Pflanzen der Unkrautart *Veronica hederifolia* wurden die in Tabelle 17 angegebenen Werte ermittelt.

Tab. 17: Errechnete Winkel an den Stützstellen (*Veronica hederifolia*), n = 40

<i>Veronica hederifolia</i>	Messpunkte [Winkel in Grad]				
	1	2	3	4	5
Durchschnitt	61,823	47,111	33,758	21,747	0
Standardabweichung	5,833	4,656	5,145	4,466	0
Varianz	34,027	21,683	26,471	19,9462	0
Maximum	68,198	54,246	42,797	29,054	0
Minimum	49,398	39,805	27,512	15,708	0

Dabei nahm der errechnete Winkel an den Stützstellen immer weiter ab, je weiter sie vom Koordinatenursprung entfernt waren. Die durchschnittlichen Winkel lagen bei der ersten Stützstelle bei ca. 62°, bei der zweiten und dritten Stützstelle bei ca. 47° und 34°, sowie bei der vierten Stützstelle bei ca. 22°. Am fünften Messpunkt musste der Winkel 0° betragen, weil diese Stützstelle nach Konstruktion auf der Abszissenachse liegen musste. Die Standardabweichung der errechneten Winkel betrug bei den zweiten bis vierten Messpunkten ca. 5°, während sie beim ersten Messpunkt fast 6° und beim fünften Messpunkt konstruktionsbedingt 0° betrug. Dafür war die Streuung der Messwerte

(Varianz) relativ hoch. Am höchsten war sie beim ersten Messwert und nahm, außer beim dritten Messpunkt, stetig ab. Die Extremwerte (Maximum und Minimum) der gemessenen Winkel nahmen stetig in Abhängigkeit von der Lage der Stützstellen ab. Dies war auch zu erwarten, da das Blatt nach außen weniger breit ist.

Bei den *Galium aparine*-Pflanzen beobachtete man ein ähnliches Verhalten. Die von den berechneten Winkeln ermittelten Werte des Durchschnitts, Standardabweichung, Varianz, Maximums und Minimums sind in Tabelle 18 zusammengefasst. Es nahmen ebenfalls die Winkel mit Abstand zum Ursprung ab. Die durchschnittlichen Winkel fielen mit ca. 58° an der ersten Stützstelle, ca. 40° an der zweiten, ca. 28° an der dritten und ca. 18° an der vierten Stützstelle um $3 - 7^\circ$ geringer aus.

Tab. 18: Errechnete Winkel an den Stützstellen (*Galium aparine*), $n = 40$

<i>Galium aparine</i>	Messpunkte [Winkel in Grad]				
	1	2	3	4	5
Durchschnitt	57,605	40,290	27,587	18,416	0
Standardabweichung	3,213	3,712	3,109	2,530	0
Varianz	10,323	13,786	9,671	6,403	0
Maximum	63,434	47,489	33,023	21,689	0
Minimum	52,125	30,256	20,323	12,804	0

Bei Betrachtung des Gesamtverlaufs der Winkel an den Stützstellen, können Rückschlüsse auf die Pflanzenart gezogen werden. Da die Funktion des Winkelverlaufs schwer mathematisch beschreibbar war, bot sich der Einsatz eines Künstlichen Neuronales Netz an, denn dieses kann den nichtlinearen Sachverhalt erlernen und damit die Differenzierung durchführen.

Die Struktur des dafür konstruierten Künstlichen Neuronales Netzes ist in Abbildung 76 dargestellt. Die fünf Input-Neuronen entsprachen den Messstellen für die Winkel, die Neuronen in der verdeckten Schicht (Hidden-Layer) waren untereinander verbunden und die Output-Neuronen gaben die Entscheidung des Künstlichen Neuronales Netzes wieder.

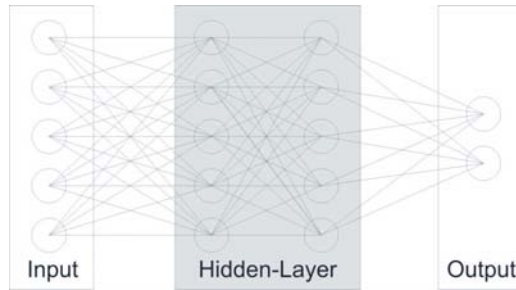


Abb. 76: Mehrschichtiges, künstliches, neuronales Netzwerk

Nach dem Durchlauf durch das künstliche neuronale Netz konnten die beiden Output-Neuronen die Wertepaare [0,0], [0,1], [1,0] und [1,1] annehmen. Zulässig waren nur [0,1] und [1,0], wobei das erste Wertepaar eine Entscheidung für *Galium aparine* und das zweite Wertepaar für *Veronica hederifolia* darstellte.

Nach dem Training wurden dem künstlichen neuronalen Netz sechzig neue Objekte, bestehend aus je 30 *Veronica hederifolia* und *Galium aparine*-Pflanzen, zur Klassifikation übergeben. Von den 30 *Veronica hederifolia*-Pflanzen wurden drei fälschlicherweise der *Galium aparine*-Klasse zugeordnet, während von den 30 *Galium aparine*-Pflanzen fälschlicherweise 2 der *Veronica hederifolia*-Klasse zugeordnet wurden (Tab. 19). Das entsprach in relativen Angaben 10 und 6,6 Prozent Fehlklassifikation.

Tab. 19: Ergebnisse der Klassifikation von *Veronica hederifolia* und *Galium aparine* durch ein Künstliches Neuronales Netz

Unkrautarten	Anzahl n	falsch positiv		falsch negativ	
		Anzahl	%	Anzahl	%
<i>Veronica hederifolia</i>	30	2	6,6	3	10
<i>Galium aparine</i>	30	3	10	2	6,6

Das Künstliche Neuronale Netz ist damit zu 91,1 % fähig eine Unterscheidung zwischen den beiden Unkrautarten *Veronica hederifolia* und *Galium aparine* im Zweiblattstadium zu treffen.

5.9 Graphenvergleich

Aus der Eckenerkennung (Kap. 5.3) wurden die markanten Punkte ermittelt. Für alle zweikeimblättrigen Pflanzen im Zweiblattstadium waren dies stets vier Punkte. Zwei Punkte stellten stets die Blattenden dar und zwei die Außenseiten der Blattstiele (Abb. 77).



Abb. 77: Markante Punkte einer *Veronica hederifolia*-Pflanze im Keimblattstadium

Das Verbinden der Eckpunkte erzeugte für alle zweikeimblättrigen Pflanzen denselben Graphen. Die Kanten in dem Graphen entsprechen den Abständen der Punkte zueinander (Abb. 78).

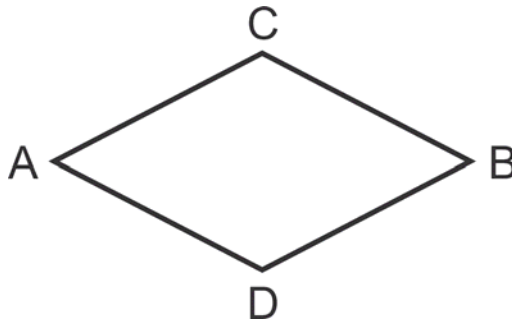


Abb. 78: Graph zur Repräsentation aller im Zweiblattstadium befindlichen dikotylen Unkräuter

Unter der Bedingung, dass eine vollständige und einzeln segmentierte Pflanze vorlag, wurde mit diesem Graphen zu 100 % festgestellt, ob eine dikotyle Pflanze im Keimblattstadium vorlag. Die Pflanze selbst konnte nicht bestimmt werden. Als Siebfunktion wurde diese Methode für Kapitel 5.10 benötigt.

Für dikotyle Pflanzen, die weiter als das Zweiblattstadium entwickelt waren, wurden Graphen gefunden, die auch für einen ungeschulten Beobachter als charakteristisch

wahrgenommen werden konnten. Bei *Galium aparine* sind das die Blattquirle und bei *Matricaria recutita* die langen Blätter mit ihren Verzweigungen. Für diese beiden Pflanzenarten wurden die für den Graphen relevanten Punkte in Abbildung 79 rot markiert.

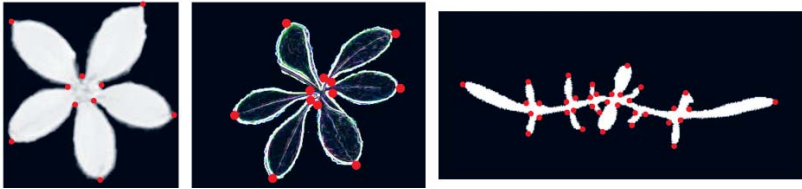


Abb. 79: Markierte signifikante Ecken für den Graphenvergleich; *Galium aparine* (5- bzw. 6-Blattquirle) und *Matricaria recutita*

Die zugehörigen Graphen wurden analog zur oben beschriebenen Weise gewonnen. Für den fünfblättrigen Quirl aus Abbildung 79 (links) erhielt man den Graphen aus Abbildung 80 (links), wobei nur die Kanten dargestellt werden, die zum benachbarten Knoten führen.

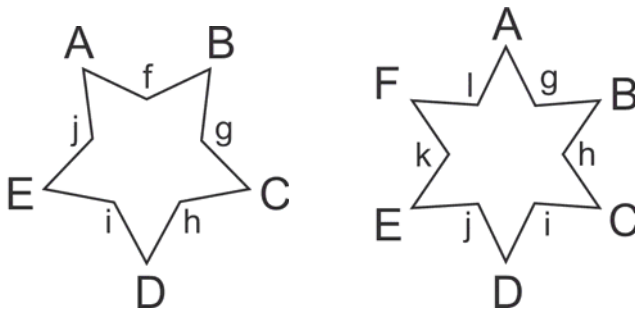


Abb. 80: Graphen zur Repräsentierung des 5- und 6-Blatt-Quirls bei *Galium aparine*

Für den 6-Blattquirl (Abb. 79, Mitte) sah der Graph ähnlich aus, nur dass er zwei Knoten mehr aufwies (Abb. 80, rechts). Für *Matricaria recutita* ist der Graph in Abbildung 81 dargestellt. Seine Generalisierungsfähigkeit wird durch die Punkte dargestellt.

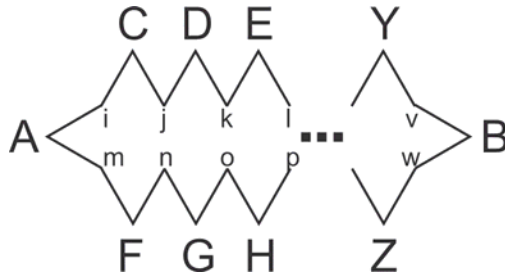


Abb. 81: Graph der *Matricaria recutita*-Pflanzen

Formal lässt sich nun eine Logik erstellen. Die Logik konstruiert sich aus den folgenden Aussagen:

- Weißt der Graph **genau zwei** Ecken auf, handelt es sich um eine monokotyle Pflanze
- Weißt der Graph **genau vier** Ecken auf, handelt es sich um eine dikotyle Pflanze im Keimblattstadium
- Weißt der Graph zwischen zehn und zwölf Ecken auf und sind diese (nahezu) auf zwei ineinander liegenden Kreisen angeordnet, handelt es sich um einen Blattquirl von *Galium aparine*
- Ist der Graph langgezogen und weist viele Ecken auf und sind diese (nahezu) symmetrisch, handelt es sich um *Matricaria recutita*
- Passt keiner der vorher beschriebenen Graphen, muss ein anderes Verfahren gewählt werden.

Zur Symmetrieeigenschaft bei der Erkennung von *Matricaria recutita* ist die Symmetrieachse durch die Knoten A und B in Abbildung 81 zu legen. Je mehr Verästelungen die Pflanze aufwies, desto breiter wurde der Graph und die Sicherheit, die richtige Entscheidung getroffen zu haben, stieg.

5.10 Wissensbasiertes System

Alle bisher beschriebenen Erkennungsverfahren sind nur für spezielle Situationen einsetzbar. Eine allgemeine Lösung konnte auf Grund der Komplexität der Fragestellung nicht gefunden werden. Durch ein Wissensbasiertes System (Kap. 4.5.2.8) lässt sich ein Entscheidungsbaum aufbauen, der zu einer Gesamtentscheidung führt. In dieser Arbeit wurde der Entscheidungsbaum aus Abbildung 82 konstruiert.

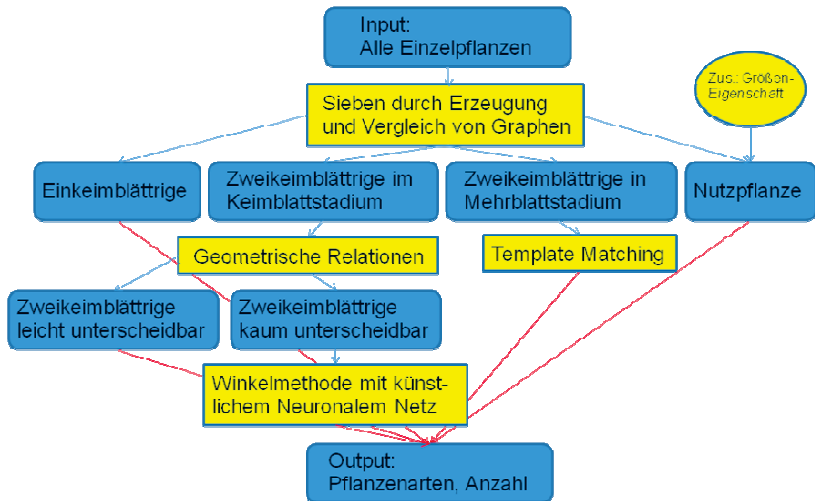


Abb. 82: Entscheidungsbaum zur Klassifikation von Unkräutern

Der Entscheidungsbaum wird folgendermaßen durchlaufen: Als Eingabe erhält man die Einzelpflanzen, die durch die Verfahren in Kapitel 4.4.2 gewonnen wurden. In der ersten Stufe erfolgt eine Siebfunktion, in der die Graphen (Kap. 5.9) der Pflanzen bestimmt werden. Damit erhält man die vier Gruppen:

- (1) Einkeimblättrige Unkräuter im Keimblattstadium
- (2) Zweikeimblättrige Unkräuter im Keimblattstadium
- (3) Zweikeimblättrige Unkräuter in einem Stadium größer als das Keimblattstadium
- (4) Einkeimblättrige Nutzpflanzen (z. B. Getreide)

Zur Unterscheidung der Punkte (1) und (4) wird die Größe der Pflanze in die Betrachtung einbezogen. Es wird davon ausgegangen, dass die Nutzpflanze wesentlich größer als eines der Ungräser ist. Zwischen den Ungräsern kann nicht unterschieden werden. Hier ist

es nötig, auf die Kenntnisse des Landwirts über die Verunkrautung durch Ungräser zurückzugreifen.

Befinden sich die verbleibenden dikotylen Unkräuter im Mehrblattstadium, können spezielle Unkräuter wie *Galium aparine* oder *Matricaria recutita* durch besonders charakteristische Merkmale, z.B. das des Blattquirls (*Galium aparine*) oder die vielen Verästelungen (*Matricaria recutita*), unterschieden werden. Dazu sind die Verfahren aus den Kapiteln 5.9 und 4.5.2.5 geeignet.

Befinden sich die verbleibenden Unkräuter noch im Keimblattstadium, kann man unterschiedlich aussehende Unkräuter mit Hilfe geometrischer Merkmale (Kap. 4.5.2.4) differenzieren. Jedoch lassen sich ähnlich aussehende Unkräuter, die in einer Tabelle geführt werden müssen, damit nicht differenzieren. Diese können mit dem Verfahren der Winkelmessung in Kombination mit einem Künstlichen Neuronales Netz (Kap. 4.5.2.7) unterschieden werden. Als Beispiel formuliert bedeutet dies, dass wenn z.B. *Galium aparine* oder *Veronica hederifolia* durch das geometrische Merkmalssystem erkannt werden, darauf eine Unterscheidung durch das Künstliche Neuronale Netz erfolgen muss.

Nach Durchlauf dieses Entscheidungsbaums erhält man die im Bild vorhandenen Pflanzenarten und deren Menge. Diese Informationen sollen für die Bewertung der Spritzentscheidung genutzt werden.

6 Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennerungsraten

Populationsdynamische Simulationsmodelle können als Prognoseverfahren des Unkrautvorkommens angesehen werden, die es ermöglichen, die Wirkung von Herbiziden auf der landwirtschaftlich genutzten Fläche abzuschätzen. Es existiert eine Vielzahl von Modellen zur Simulation der Populationsdynamik verschiedener Unkrautarten, z. B. für *Chenopodium album* (DICKE *et al.* 2007), *Galium aparine* (RITTER und GERHARDS 2008), *Salsola australis* (BORGER *et al.* 2009) oder *Alopecurus myosuroides* (MAKOWSKI *et al.* 2010). DUNKER (2002) und SANDT *et al.* (2008) untersuchten die Unkrautarten *Apera spica-venti*, *Stellaria media* und *Viola arvensis*. Alle Modelle bis auf die beiden Letztgenannten sind auf einen Gesamtschlag bezogen und berücksichtigen dabei nicht die in Kapitel 2 beschriebene, heterogene Verteilung des Unkrautvorkommens. Dabei zeigte DUNKER (2002), dass auch variierende Bodeneigenschaften eines Feldes einen Einfluss auf die Verteilung des Unkrauts ausüben können. Ein Modell, welches diese räumlichen Beziehungen zwischen Unkrautarten, Standort und Bodeneigenschaften auf der landwirtschaftlichen Fläche nicht berücksichtigt, ist damit nur sehr bedingt geeignet, Unkrautprognosen in Hinblick auf die Zielstellungen von Precision Farming, insbesondere der Herbizideinsparung, zu treffen.

Eine räumliche Ausbreitung der Unkräuter lässt sich mit Hilfe Zellulärer Automaten modellieren. Dabei wird ein Ackerschlag in Gitterzellen eingeteilt und in jeder Zelle eine Simulation durchgeführt. Dabei werden die Eigenschaften der Zelle selbst, als auch Eigenschaften der benachbarten Zellen zur Berechnung genutzt. Einen Zellulären Automaten gekoppelt mit einem populationsdynamischen Modell entwickelten RICHTER und ZWERGER (1999) und RICHTER *et al.* (2000) für die Simulation der Resistenzentwicklung in Unkrautpopulationen. In diesen Modellen blieben aber räumlich variable Standortfaktoren, die die Keimung oder das Wachstum der Pflanzen beeinflussen, unberücksichtigt. DUNKER (2002) befasste sich mit der Simulation der Unkrautentwicklung auf einem Feld. Dazu wurde ein Zellulärer Automat verwendet, der die räumliche Verteilung von Bodendaten einer Fläche und Erkenntnisse aus Keim- und Wachstumstests der Unkrautart *Alopecurus myosuroides* berücksichtigte.

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennungsraten

Generell sind in jedem Modell, das sich mit der Unkrautpopulationsdynamik befasst, Annahmen und Vereinfachungen zur Unkrautbiologie zu treffen. Frühe Modelle befassten sich mit der Unkrautbiomasse (MORTIMER und PUTWAIN 1984, COUSENS 1986), spätere mit der Demographie des Unkrauts (JORDAN 1992). Ein sehr großes Problem bei der Modellierung ist das oft unzureichende Wissen zum einen über die Keimung der Unkräuter und zum anderen Wissen über die Überlebensfähigkeit von Samen im Boden (COUSENS 1995, KROPFF *et al.* 1996). Fast alle Modelle müssen erweitert werden, sobald sie in Ökosystemen eingesetzt werden sollen in denen mehrjährige Unkrautarten vorkommen, da dort Abhängigkeiten zwischen Pflanzen verschiedener Generationen existieren. Viele Modelle sind zeitdiskret und berechnen das neue Samenpotential jährlich. Es existieren auch Modelle, die in einem monatlichen (DOYLE *et al.* 1984) oder 14-tägigen (MANLOVE *et al.* 1982) Rhythmus die Phänologie berücksichtigen.

Um den Lebenszyklus von einjährigen Unkräutern zu berechnen, lässt sich das Modell von SAGAR und MORTIMER (1976) anwenden. Das Modell berechnet jährlich die neuen Unkrautsamen im Boden nach der Formel:

$$\begin{aligned} \text{Neuer Bodensamenvorrat} &= \text{Samen im Boden} \cdot \text{Keimrate der Samen} \\ &\quad \cdot \text{Überlebenswahrscheinlichkeit der Pflanze} \\ &\quad \cdot \text{Samenproduktion der Pflanze} \\ &\quad \cdot \text{Überlebenswahrscheinlichkeit der Samen.} \end{aligned}$$

Einflüsse von parasitären Unkräutern wie bei KUNISCH *et al.* (1991), SCHNELL *et al.* (1996) oder LÓPEZ-GRANADOS und GARCIA-TORRES (1997) werden nicht berücksichtigt. Ebenfalls werden nicht wie bei ZWARGER und HURLE (1988) der Einfluss der Feldfrüchte, bei SHEA und KELLY (1998 und 2004) der Einfluss von umgebenden Gräsern, einjährigen (LINTELL-SMITH *et al.* 1999, MORAY *et al.* 2003) und mehrjährigen Gräsern (GILLMAN *et al.* 1993), berücksichtigt.

Das Populationsmodell dient in dieser Arbeit zur Bewertung der Herbizidmaßnahmen, die durch den Prozess der Unkrauterkennung gesteuert werden. Da durch die Prozesssteuerung auf dem Feld räumliche Effekte zu beachten sind, ist es ebenfalls nötig, ein raum-zeitliches Modell zu verwenden. Mit diesem Modell werden nicht nur die flächen- und absolute, mengenbezogenen Unkräuter ermittelt, sondern auch die Einsparungen, die bei den Herbiziden erreichbar sind, wenn eine teilflächenspezifische

Unkrautbekämpfungsmaßnahme eingesetzt werden kann. Die benötigte Güte der Unkrauterkenntung lässt sich ebenfalls aus dem Modell ermitteln.

6.1 Modellaufbau

Für die Untersuchungen wird ein deterministisches Modell verwendet bei dem der Lebenszyklus der einzelnen Pflanzen in vier Entwicklungsphasen unterteilt wird (Abb. 83). Das Erreichen der nächsten Phase ist mit einer Wahrscheinlichkeit belegt, die mit einer Differenzgleichung beschrieben wird. Das Modell beginnt als Ausgangspunkt mit einem im Herbst vorliegenden Samenpotential im Boden. Im Herbst oder zeitigem Frühjahr entwickelt sich ein Teil dieser Samen zu Keimlingen. In Abhängigkeit von der Keimlingsdichte, Konkurrenzkraft der Kulturpflanzen und der unkrautbekämpfenden Maßnahmen entwickeln sich wenige Pflanzen bis zur Samenbildung weiter. Die Menge der dabei gebildeten Samen weist ebenfalls eine Abhängigkeit von der Dichte auf. Sie unterliegen, bedingt durch Prädatoren, einer gewissen Mortalität bevor sie durch Bodenbearbeitungsmaßnahmen in den Boden eingemischt werden und dort das Samenpotential für die nächste Berechnung bilden.

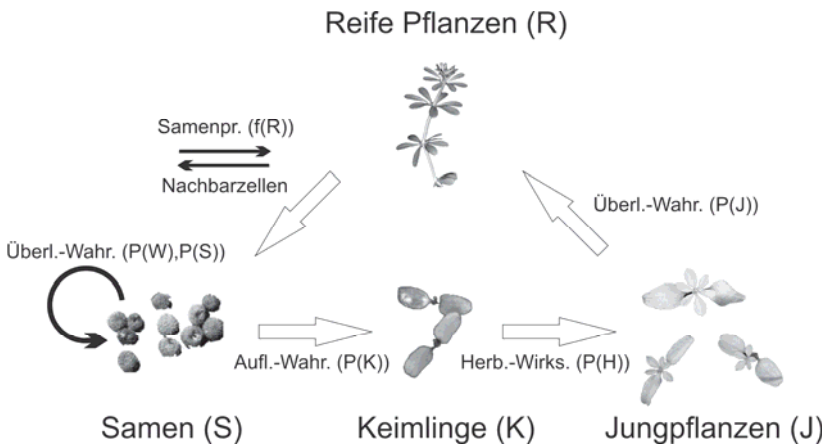


Abb. 83: Entwicklungszyklus aller Samenunkräuter, dargestellt am Beispiel von *Galium aparine*

6.2 Parameterschätzung

Diese Simulation soll die Auswirkungen der teilflächenspezifischen Herbizidmaßnahmen, die durch den Prozess der Unkrauterkennerung gesteuert werden, auf die Unkrautart *Galium aparine* beurteilen. Es wurden in dieser Arbeit keine eigenen demographischen Daten zur Populationsdynamik von *Galium aparine* und *Veronica hederifolia* erhoben. Es müssen deshalb plausible Annahmen zur Auflauf- und Überlebenswahrscheinlichkeit der Unkrautpflanzen, der Samenbildung und der Überlebenswahrscheinlichkeit der Samen für die Simulation aus der Literatur getroffen werden. Für andere Unkrautarten wie *Alopecurus myosuroides* können die erforderlichen Parameter bei DUNKER (2002), sowie für *Apera spica-venti*, *Stellaria media* und *Viola arvensis* bei SANDT *et al.* (2008) gefunden werden.

Die Modellgleichungen basieren auf den Modellen von RICHTER und ZWARGER (1999) und RICHTER *et al.* (2000). Das Modell wurde um eine Erkennungsgenauigkeit P(E) eines Unkrautdetektionssystems erweitert. Die hierfür benötigten Parameter sind in Tabelle 20 zusammengefasst.

Auflaufwahrscheinlichkeit

Die meisten Keimlinge laufen aus den Samen in den obersten 5 cm des Bodens auf (KOCH 1969, GRUNDY *et al.* 2003). Nur wenige Unkrautarten verfügen über Samen mit ausreichenden Reserven, um aus größeren Tiefen erfolgreich zu keimen. Nach BENVENUTI *et al.* 2001 und GRUNDY *et al.* 2003) können *Veronica hederifolia* und *Galium aparine* noch aus Tiefen bis 8 bzw. 10 cm auflaufen.

DUNKER (2002) ermittelte Extrema für die Auflaufwahrscheinlichkeiten von *Galium aparine* mit 6 – 50 %. Der berechnete Mittelwert lag bei 27 %. Für eine Bodenbearbeitung mit dem Pflug mit eingestellter Tiefe von 30 cm und unter der Annahme einer gleichmäßigen Verteilung der Unkrautsamen im gepflügten Bereich, ist mit einer gesamten Auflaufwahrscheinlichkeit zwischen 2 und 17 % zu rechnen.

Im vorliegenden Modell wurde entsprechend dieser Überlegungen für die Entwicklung von Keimlingen (K) aus dem Samenpotential (S) eine Auflaufwahrscheinlichkeit (P(K)) von 9 % als Mittelwert dieser Angaben angenommen. Eine Dichtefunktion wie von

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennungsraten

Zwergler (1993) beobachtet, wurde wegen des niedrigen Bestimmtheitsmaßes nicht verwendet. Es gilt:

$$K = P(K) \cdot S$$

Tab. 20: Modellierung der Populationsdynamik verwendete Parameter

Parameter	Definition
S_t	Samenpotential im Boden [Samen/m ²] zum Zeitpunkt t
P(K)	Auflaufwahrscheinlichkeit der Samen zu Keimlingen
K	Besatzdichte der Keimlinge [Pflanzen/m ²]
J	Anzahl Jungpflanzen [Pflanzen/m ²]
D_{\max}	Maximale Dichte der Jungpflanzen [Pflanzen/m ²]
K_m	Formparameter für die Funktion der Bildung reifer Pflanzen
P(H)	Wirkungsgrad der Unkrautbekämpfung
R	Besatzdichte reifer, samenbildender Pflanzen [Pflanzen/m ²]
P(J)	Überlebenswahrscheinlichkeit der Jungpflanzen zu reifen Pflanzen
F	Anzahl lebensfähiger Samen [Samen/m ²]
G	Anzahl Kulturpflanzen [Pflanzen/m ²]
A_{\max}	Maximale Anzahl lebensfähiger Samen pro Pflanze [Samen/Pflanze]
δ, φ, λ	Formparameter für die Funktion der Samenbildung
P(S)	Überlebenswahrscheinlichkeit der nicht erfolgreich gekeimten Samen im Boden
P(W)	Überlebenswahrscheinlichkeit der neugebildeten Samen vor der Einarbeitung in den Boden
P(E)	Erkennungsgenauigkeit Unkrautarten

Überlebenswahrscheinlichkeit der Pflanzen

Die Überlebenswahrscheinlichkeit der Jungpflanzen ist im Wesentlichen durch die natürlichen Bedingungen wie Witterungseinflüssen und intra- und interspezifischer Konkurrenz um Nährstoffe, Licht, Wasser und Standraum, sowie von der Unkrautbekämpfung abhängig. Die Entwicklungswahrscheinlichkeit vom Keimling zur

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennungsraten

Mit einem weiteren Term lässt sich die oben angegebene Gleichung so modifizieren, dass der Einsatz von Herbiziden berücksichtigt werden kann. Die Gleichung sieht dann wie folgt aus:

$$J = \frac{D_{\max} \cdot K}{Km + K} \cdot (1 - P(H))$$

Dabei ist $P(H)$ die Herbizidwirksamkeit in Prozent.

In Abbildung 84 zeigt die mittlere Funktion die Entwicklung von Keimlingen zu Jungpflanzen bei einer Herbizidwirksamkeit von 80 %. Die untere Funktion zeigt die Entwicklung bei einer Herbizidwirksamkeit von 90 %. Damit zeigt die Abbildung den Einfluss der Herbizidwirksamkeit in Bezug auf die sich entwickelnden Jungpflanzen.

Auch die Jungpflanzen unterliegen bei ihrer Entwicklung zu einer reifen Pflanze einer natürlichen Mortalität. Diese lässt sich mit $P(J)$ angeben und führt zu folgender Gleichung:

$$R = P(J) \cdot J$$

Samenbildung

Nach Ernst (2003) variiert die Samenanzahl pro Pflanze bei *Galium aparine* auf Ackerflächen in Abhängigkeit von ihrer Ausbreitung entlang der Breitengrade. Dabei wurde eine durchschnittliche Samenzahl von 222 in den Niederlanden und bis 443 in Kroatien ermittelt. Im südlichen Deutschland lag die Samenanzahl zwischen 265 und 333 und konnte Extrema von ca. 500 Samen im gesamten Deutschland erreichen. Einen Einfluss auf die Samenproduktion übt die Konkurrenz der Kulturpflanzen aus (LUTMAN 2002).

Es ist möglich, mit einer konstanten Funktion (ZWERGER und HURLE 1988, ZWERGER 1993) oder einer Dichtefunktion (COUSENS 1986, MOSS 1990) die Samenproduktion zu modellieren. RICHTER *et al.* (2000) und DUNKER (2002) verwendeten die Dichtefunktion:

$$F = f(R) = \frac{A_{\max} \cdot R}{(1 + \delta \cdot R + \varphi \cdot G)^{\lambda}}$$

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennungsraten

DUNKER (2002) verwendete für *Alopecurus myosuroides* $\delta = 0,3$, $\varphi = 0,28$ und $\lambda = 0,7$ um den Verlauf der Dichtefunktion innerhalb der Funktionen von COUSENS (1986) und MOSS (1990) nachzubilden. Dieselben Parameter werden in der Simulation dieser Arbeit für *Galium aparine*, von *Alopecurus myosuroides* übertragen, verwendet. Nach ERNST (2003) wird der Parameter A_{\max} (maximale Samenanzahl einer Pflanze) mit einem gerundeten Durchschnittswert von 300 Samen pro Pflanze belegt. G als Parameter für die interspezifische Konkurrenz von 400 Pflanzen pro Quadratmeter wird ebenfalls von DUNKER (2002) übernommen. Damit erhält man einen Funktionsverlauf der Samenbildung wie er in Abbildung 85 dargestellt ist.

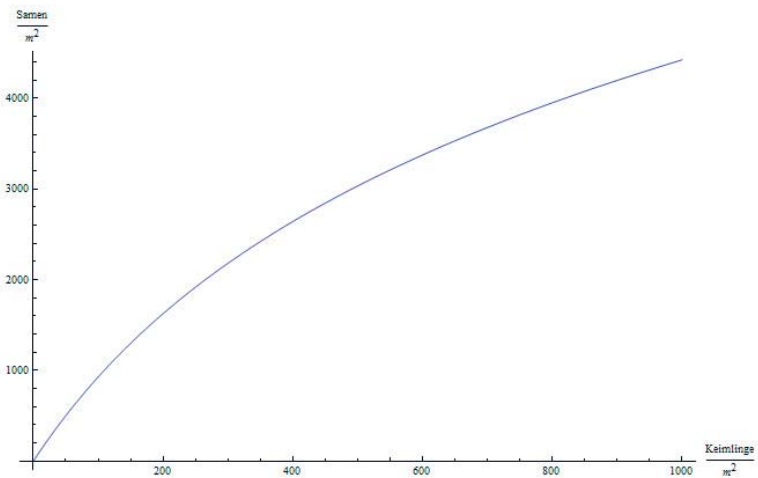


Abb. 85: Samenbildung in Abhängigkeit unspezifizierter Keimpflanzen unter interspezifischer Konkurrenz

Überlebenswahrscheinlichkeit der Samen im Boden

Jährlich reduziert sich das Samenpotential im Boden (ROBERTS 1964). Die Ursachen liegen sowohl in erfolgreicher, als auch ineffektiver Keimung. Außerdem sterben die Samen durch den Fraß von Prädatoren oder werden mikrobiell zerstört. Dabei ist die Abnahme des Samenpotentials im Boden durch diese verschiedenen Mechanismen variabel (ROBERTS und FEAST 1972).

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennungsraten

Die Samenverluste für *Galium aparine* werden in der Literatur jährlich von 42 und 48 % (GEROWITT 1998) über 62 % (AARTS 1986) bis zu 70 % (HEITEFUSS *et al.* 1994) angegeben. LUTMANN *et al.* (2001) legte sich dabei auf durchschnittlich 59 % Samenverlust pro Jahr fest. Von einer hohen Sterblichkeit der *Galium aparine*-Samen ist auch auszugehen, da ihre optimale Keim- und Auflauftiefe bei 1-3 cm liegt (HANF 1941), aber die Samen noch in einer Bodentiefe von 20 cm keimen und nur bei gutem Bodenzustand vereinzelt auflaufen (HIRDINA 1959). Hinzu kommt die Empfindlichkeit gegenüber Sauerstoffmangel, Gülle, Mist und Silage (HOLZNER 1981).

In dieser Simulation wird die Überlebenswahrscheinlichkeit für das sich im Boden befindliche Samenpotential und die neu gebildeten Samen getrennt betrachtet. Auf Grund des Fraßes der auf dem Boden liegenden Samen durch Prädatoren wird davon ausgegangen, dass die Überlebenswahrscheinlichkeit der sich im Boden befindlichen Samen teilweise höher ist. Für *Galium aparine* werden in dieser Simulation für $P(S) = 80\%$ und $P(W) = 70\%$ angenommen. Damit ergibt sich ein Samenverlust von 56 % über das ganze Jahr und entspricht dem Mittelwert der oben angegebenen Extremwerte. Gemäß ZWARGER (1993) wurde der Anteil der erfolgreich gekeimten Samen ($1-P(A)$) aus dem ursprünglichen Samenpotential entfernt. Zur Berechnung des neuen Samenpotentials gilt folgende Gleichung:

$$S_{i+1} = (1 - P(K)) \cdot S_i \cdot P(S) + F \cdot P(W)$$

6.3 Zellulärer Automat

Zelluläre Automaten können mehrdimensional sein und bestehen oft aus regelmäßigen Gittern. Durch die Zustandsmenge ($Z = z_0, \dots, z_n$) wird den Zellen (Elementen) des Gitters ein Zustand zugeordnet, der durch einen Zahlenwert repräsentiert wird und semantisch von der Aufgabenstellung geprägt ist. Für jede Zelle gilt, dass ein neuer Zustand durch eine Abbildungsvorschrift aus dem vorherigen Zustand verknüpft mit den Zuständen der Nachbarzellen berechnet wird. Der Einfluss der Nachbarzellen ist abhängig von der gewählten Nachbarschaftsbeziehung.

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennungsraten

Es existiert eine Vielzahl von Nachbarschaftsbeziehungen, wobei die von Neumann- und Moore-Umgebungen am häufigsten verwendet wird. Abbildung 86 zeigt die (erweiterte) von Neumann-Umgebung. Dabei beschreiben die vier Kästchen des mittleren Grauwerts die einfache von Neumann-Umgebung, die sich um die hellgrauen Kästchen erweitern lässt. Es gilt:

$$Nz_{i,j} = \{(k,l) \in L \mid |k-i| + |l-j| \leq a\}$$

für $a = 1$ (einfache von Neumann-Umgebung) oder $a = 2$ (erweiterte von Neumann-Umgebung).

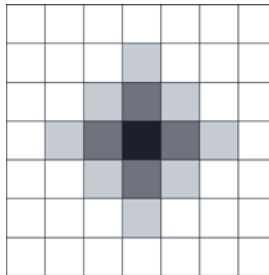


Abb. 86: Von Neumann-Umgebung²⁶

In Abbildung 87 wird die Moore-Umgebung durch die acht Kästchen mit mittlerem Grauwert dargestellt. Auch diese lässt sich durch die hellgrauen Kästchen zur erweiterten Moore-Umgebung konstruieren. Es gilt:

$$Nz_{i,j} = \{(k,l) \in L \mid |k-i| \leq a \wedge |l-j| \leq a\}$$

Für $a = 1$ (einfache Moore-Umgebung, dunkelgrauer Bereich) oder $a = 2$ (erweiterte Moore-Umgebung, zusätzlich hellgrauer Bereich).

Für die vorliegende Modellierung wurde die erweiterte Moore-Umgebung verwendet. Ein konstruiertes, virtuelles Feld mit den Abmessungen von 375 x 180 m und aus 1 m großen Zellrastern bestehend, wurde verwendet. Damit umfasst der Automat 67.500 Zellen. Die Zustandsmenge pro Zelle besteht aus den eingehenden Bodeneigenschaften, den Samengehalt im Boden und der Besatzdichte der Keimlinge sowie der Anzahl reifer Pflanzen.

²⁶ Gezeichnet mit dem Grafikprogramm CorelDRAW Graphics

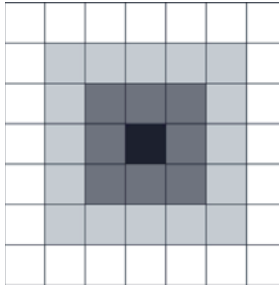


Abb. 87: Moore-Umgebung ¹⁵

Die Bodeneigenschaften auf Ackerflächen können eine hohe Variabilität aufweisen und können damit einen Einfluss auf das Auftreten und die Verteilung von Unkräutern ausüben. Eine enge Korrelation einiger Unkrautarten mit bestimmten räumlich aggregierten Bodeneigenschaften führt zum Auftreten dieser Arten in Nestern (COUSENS und MORTIMER 1995, NORDBO *et al.* 1995, NORDMEYER und HÄUSLER 2000), die oft zeitlich dauerhaft auftreten (NIEMANN 1985). Mit der Funktion:

$$F_B = 1 - \frac{z}{1+z} \quad \text{mit} \quad z = e^{ax + bx_{\text{pH}} + c}$$

und den Modellkonstanten $a = 0,056$, $b = -3,533$ und $c = 20,802$

lässt sich ein Bodenfaktor errechnen, der die Samenproduktion in Abhängigkeit von zwei Bodeneigenschaften beeinflusst. Bei SANDT *et al.* (2008) waren dies beispielsweise der Sandgehalt und der pH-Wert des Bodens, die das Wachstum von *Apera spica venti* beeinflussten. Bei *Galium aparine* können dies beispielsweise die Düngung (Stickstoff- und Phosphatverfügbarkeit) und der Lehmgehalt des Bodens sein (vgl. Kap. 4.2.2).

Die Zustandsänderungen in den Zellen des Zellulären Automaten werden durch die Funktionen in Kapitel 6.1 mit den Parametern aus Kapitel 6.2 berechnet. Der Sameneintrag in die Nachbarzellen erfolgt durch die oben beschriebene erweiterte Moore-Umgebung. Der Automat funktioniert zeitdiskret mit Zeitschritten von einem Jahr.

6.4 Modellrechnungen

Es wird das Modell, welches im Kapitel 6.2 beschrieben wurde, verwendet. Ein ähnlicher Modellansatz wird sowohl bei DUNKER (2002), als auch bei SANDT *et al.* (2008) verwendet. Die Plausibilitätsprüfung zur Eignung des Modells um Maßnahmen der Unkrautbekämpfung zu bewerten, beschränkt sich auf zwei Extreme. Im ersten Ansatz wird davon ausgegangen, dass das Herbizid einen sehr hohen Wirkungsgrad besitzt, im anderen Ansatz wird kein Herbizid eingesetzt. Außerdem werden ein niedriges und ein hohes Samenpotential bei gleichbleibender Auflauftrate verwendet um die Auswirkungen des Samenpotentials am Beginn der Simulation zu bewerten, da bei der Ermittlung eines Samenpotentials Ungenauigkeiten auftreten können. Diese resultieren aus dem Verfahren, welches durch Stichprobenmessungen die Verteilung und Samengehalt der Gesamtfläche zu ermitteln versucht.

Auf einem angenommenen virtuellen Feld mit dem niedrigen Samenpotential von *Galium aparine* können, bedingt durch die Zufallsverteilungen des Programms, in einer Zelle von einem Quadratmeter maximal 17 Samen gefunden werden, während in einer Zelle mit hohem Samenpotential bis zu 1219 Samen gefunden werden können. Die Wirksamkeit des Herbizids wurde auf 100 % festgesetzt. Für die beiden angenommenen Samenpotentiale von *Galium aparine* und den in Tabelle 21 angegebenen Parametern erhält man die Dichtefunktionen in Abbildung 88 für den Fall, dass konventionell, ohne Berücksichtigung des Unkrautvorkommens, Herbizide angewendet werden.

Beide Populationen sterben aus (Abb. 88). Bei dem geringen Samenpotential trat diese Situation bereits nach ca. 2 Jahren ein; bei dem hohen Samenpotential erst nach ca. 7 Jahren. Unter realen Bedingungen sterben die Populationen allerdings selten aus, da zum einen ein Sameneintrag durch Wind, Tiere usw. erfolgt. Dabei könnte später, durch ein noch existierendes (geringes) Samenpotential, das Unkraut wieder auftreten.

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennungsraten

Tab. 21: Parameter für die Simulation

Parameter	Werte in der Simulation
P(K)	27 %
D_{\max}	350 [Pflanzen/m ²]
P(H)	100 % (Verifikation), 95 % (Simulation)
P(J)	86 %
G	400 [Pflanzen/m ²]
A_{\max}	500 [Samen/Pflanze]
δ, φ, λ	0,75; 0,3; 0,28
P(S)	80 %
P(W)	70 %
P(E)	80 %

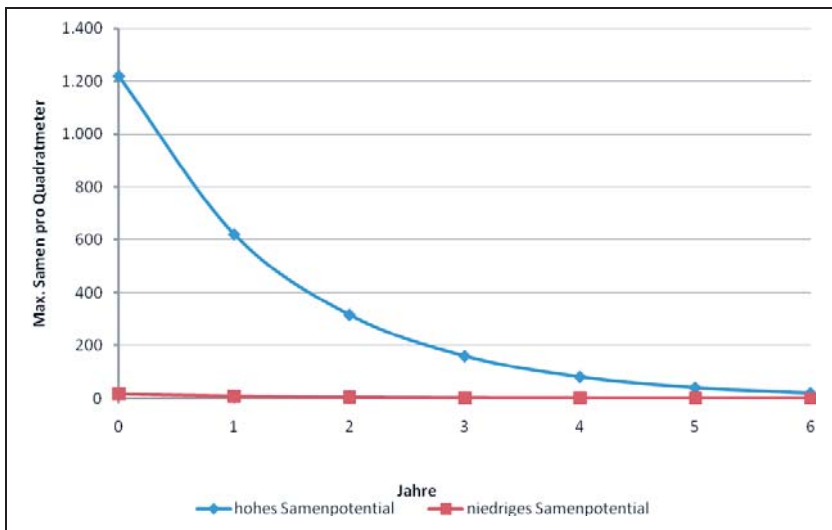


Abb. 88: Entwicklung des Samenpotentials von *Galium aparine* für niedrige (im Durchschnitt ca. 10 Samen/m²) und hohe (im Durchschnitt ca. 730 Samen/m²) Ausgangssamengehalte bei 100 % Wirkungsgrad des Herbizids

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkenntnissraten

Das andere Extrem zeigt sich, wenn keine Unkrautbekämpfungsmaßnahmen durchgeführt werden. Die Population wächst bis der Konkurrenzdruck der Kulturpflanze oder innerhalb der Unkrautart ein weiteres Wachstum der Population verhindern. Die Simulation bildet auch diese Eigenschaft ab (Abb. 89). Auch hier ist das Erreichen des Maximums abhängig von der Höhe des zugrunde liegenden Samenpotentials. So wird mit einem hohen Samenpotential nach ca. 6 Jahren das Maximum erreicht, während bei einem niedrigen Samenpotential ca. 8 Jahre benötigt werden. Der absolute Wert des Maximums ist unabhängig vom dem am Anfang der Simulation vorliegenden Samenpotential.

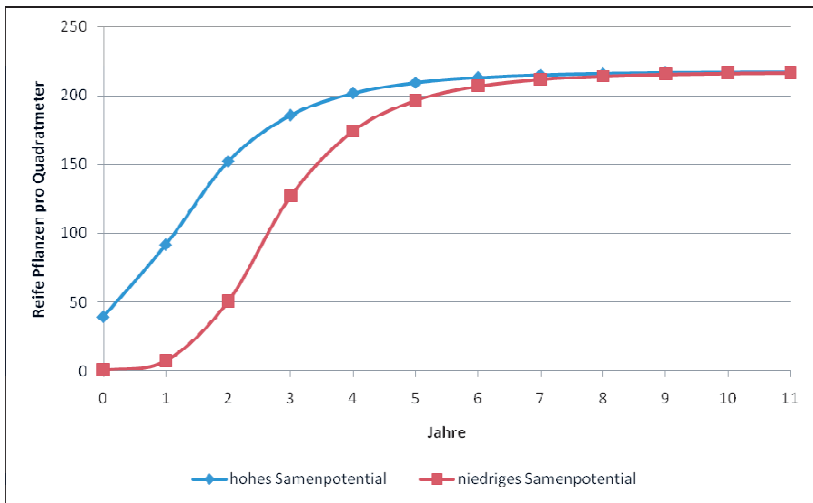


Abb. 89: Berechnete Dichte von *Galium aparine* bei Verzicht auf Herbizide

6.5 Teilflächenapplikation

Bei einem Unkrautererkennungssystem muss man davon ausgehen, dass keine hundertprozentige Erkennungsleistung erzielt werden kann. Dies resultiert sowohl aus der Morphologie der Pflanzen, als auch auf Überlappung von Pflanzenteilen. Das Übersehen von Unkräutern im Keimblattstadium oder frühem Laubblattstadium führt dazu, dass sich Pflanzen bis zur Samenreife entwickeln (Abb. 90).

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennerungsraten

Der untere Kurvenverlauf stellt dabei ein System dar, welches ohne Erkennungsfehler arbeitet. Der mittlere Kurvenverlauf entspricht einem Erkennungssystem mit 90 % und der obere Verlauf des Graphen einem Erkennungssystem mit 80 % richtiger Erkennungsrate. Die Verläufe ähneln sich in erster Näherung sehr, so dass sich daraus schließen lässt, dass mit niedrigerer Erkennungsrate eine höhere Anzahl an reifen Pflanzen pro Quadratmeter zu erwarten ist. Dieser Fehler lässt sich durch Anpassung der Schadensschwelle korrigieren. Aus der Simulation ergab sich, dass beispielsweise bei einer Erkennungsrate von 80 % und einem Schwellenwert von 0,5 Pflanzen/m² ähnlich viele reife Pflanzen pro Quadratmeter erreicht werden wie bei einer hundertprozentigen Erkennungsrate und einem Schwellenwert von zwei Pflanzen pro Quadratmeter.

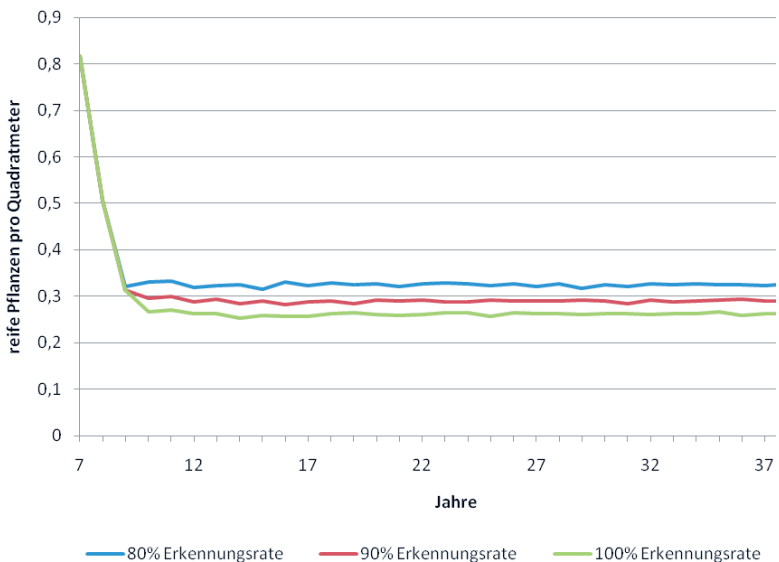


Abb. 90: Anzahl reifer Pflanzen bei Variation der Erkennungsgenauigkeit eines Unkrauterkennerungssystems

Die Simulation ermöglicht es, die räumliche Ausbreitung der *Galium aparine*-Pflanzen zu visualisieren. Für ein Unkrauterkennerungssystem mit 80 prozentiger Erkennungsrate, 94 prozentiger Herbizidwirksamkeit und dem Unkrautschadensschwellewert von 0,5

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkenntnissraten

Pflanzen pro Quadratmeter, ist das prognostizierte Unkrautvorkommen in Abbildung 91 dargestellt.

Insgesamt geht die Verunkrautung über die Jahre zurück. An einigen Stellen entstehen Unkrautnester mit wenigen Pflanzen. Durch die Fehler in der Erkennung bleiben immer wieder Pflanzen übrig, die zur Samenreife kommen und so dafür sorgen, dass stets das Samenpotential im Boden wieder aufgefüllt wird. Das Ziel, die Verunkrautung unterhalb der Unkrautschadensschwelle anzusiedeln, wird insgesamt erfüllt. Für höhere Verunkrautungen entstehen ähnliche Verteilungskarten mit einer marginal niedrigeren Dichte der Anzahl reifer Pflanzen.

Geht man davon aus, dass eine vollständige Unkrauterfassung des gesamten Ackerschlag es nicht möglich ist, so muss von einer kleinen Untersuchungsfläche auf die größere Gesamtfläche geschlossen werden. Es wird von einer Feldspritze ausgegangen, die aus Teilbreiten von 4 m besteht. Dabei soll jede Teilbreite eine eigene Erkennung auf einem Quadratmeter durchführen und daraufhin 4 Quadratmeter (die Erkennungsfläche zzgl. der angrenzenden 3 Quadratmeter parallel zur Feldspritze) behandeln. Durch diese Festlegung können alle Arbeitsbreiten einer Feldspritze mit vielfachen von 4 m simuliert werden.

Unter dieser Annahme lässt sich die bearbeitete 4-Quadratmeter-Fläche in die drei folgenden Kategorien einteilen:

1. Erkennungsfläche mit Überschreitung der Unkrautschadensschwelle,
2. ein Teil der verbleibenden Fläche mit Überschreitung der Unkrautschadensschwelle,
3. ein Teil der verbleibenden Fläche ohne Überschreitung der Unkrautschadensschwelle.

Für den zweiten und dritten Fall findet also eine Behandlung ohne Kenntnisse über die Verunkrautung statt. Während dies im zweiten Fall positiv zu bewerten ist, ist dies im dritten Fall negativ zu betrachten.

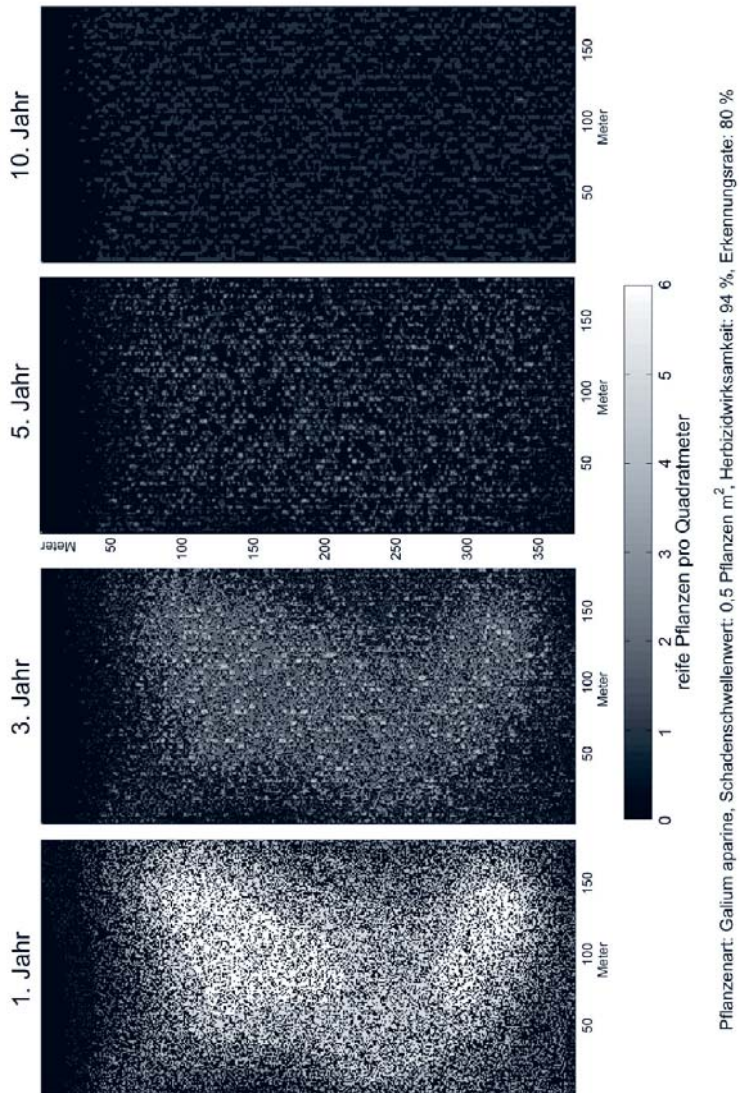


Abb. 91: Räumliche Verteilung von *Galium aparine* bei Anwendung der teilflächenspezifischen Unkrautbekämpfung auf dem virtuellen Feld

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennerungsraten

Unter der Annahme einer Herbizidwirksamkeit von 95 % und dem oben angegebenen hohen Samenpotential im Boden ergeben sich für verschiedene Erkennungsraten des Unkrauterkennerungssystems die in Tabelle 22 aufgeführten Zusammensetzungen der von einem 4-m-Segment überfahrenen Fläche. Dabei wurde die Nummerierung der oben angegebenen Kategorien in der Tabelle aufgeführt.

Tab. 22: Teilflächen eines Unkrauterkennerungssystems mit variierenden Erkennungsraten

		Angenommene Unkrauterkennerungsrate (%)	70	80	90	100
		Anteil der real behandelten Fläche zur Fläche mit Schwellenwertüberschreitung (%)	87,11	93,01	95,32	99,42
Teilflächentypen	1	Die Detektionsfläche beträgt 25 % und überschreitet stets den Unkrautschwellwert bedingt durch die Konstruktion der Situation.				
	2	> Schwellenwert außerhalb Messfläche (%)	43,49	42,35	41,85	40,93
	3	< Schwellenwert außerhalb Messfläche (%)	31,51	32,65	33,15	34,07

In der zweiten Zeile lässt sich erkennen, dass mit steigender Erkennungsrate auch die tatsächlich behandelte Fläche zunimmt, die bedingt durch die Überschreitung des Schadensschwellenwertes behandelt werden muss. Dabei zeigt die vierte Zeile bzw. die Zeile mit der Nummer 2, dass der Anteil der Fläche abnimmt, die nur durch Zufall richtig behandelt wird. Im Gegenzug nimmt die Fläche (fünfte Zeile bzw. Nummer 3) zu, die fälschlicherweise behandelt wird.

Unter der Annahme einer Abhängigkeit zwischen Robustheit der Erkennungsalgorithmen von der Erkennungsrate, ist die Frage zu klären, wie sich eine Verringerung der Erkennungsrate auf die Herbizideinsparung auswirkt. Dazu wurde die Simulation mit den Erkennungsraten 80 %, 90 % und 100 % Prozent durchgeführt (Abb. 92).

In den ersten Jahren ist am wenigsten Herbizid einzusparen, da der Unkrautauflauf vom bestehenden Samenpotential abhängig ist. Nach ca. 8 Jahren wird das Maximum des Einsparpotentials erreicht. Durch diese hohe Einsparung kann sich das Unkraut an den nicht mit Herbiziden behandelten Flächen stark entwickeln, so dass in den folgenden 2 Jahren mehr Herbizide anzuwenden sind.

6 - Modellierung der Auswirkungen verschiedener Unkrauterkennerungsraten

Nach etwa 15 Jahren hat sich das Gesamtsystem bei Herbizideinsparungen von ca. 78 % stabilisiert. Der Unterschied zwischen den Einsparpotentialen des Herbizids bei Erkennungsraten von 80 %, 90 % und 100 % fällt nur marginal auf. Es kann davon ausgegangen werden, dass unter natürlichen Bedingungen diese Unterschiede nicht signifikant nachgewiesen werden können.

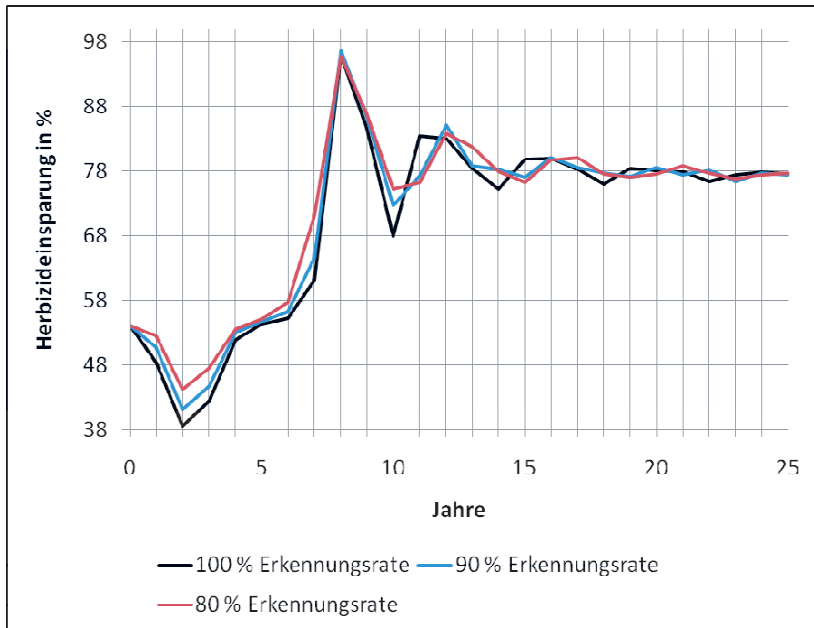


Abb. 92: Simulierte Herbizideinsparungen bei verschiedenen Erkennungsraten des Unkrauterkennerungssystems

7 Diskussion

Sowohl aus ökologischer als auch aus ökonomischer Sicht ist es sinnvoll, die Anwendung von Herbiziden auf das notwendige Maß zu reduzieren. Welche Priorität den beiden Sichtweisen zugeordnet wird, ist abhängig von der Zielstellung des Landwirts. In der Regel kann davon ausgegangen werden, dass die ökonomische Sichtweise dominiert.

Eine Reduktion von Herbiziden ist dann möglich, wenn die Verunkrautung auf dem Gesamtschlag oder auf Teilflächen einer landwirtschaftlichen Fläche bekannt ist und die Unkrautbekämpfung situationsgerecht angepasst werden kann. Die Größe der Teilflächen lässt sich definieren durch:

1. In Richtung der normalen zur Fahrtrichtung durch die einzeln anzusteuernenden Segmente der Spritze (Teilbreiten bzw. Spritzbreite)
2. In Fahrtrichtung durch die Strecke, die sich aus der Reaktionszeit des Systems und der Fahrtgeschwindigkeit ergibt.

Die Erfassung der Verunkrautung ist durch Personaleinsatz oder automatische Systeme möglich. Der erste Ansatz ist aus ökonomischer Sicht nicht vertretbar (TOEWS 2005), da zu erwarten ist, dass die Personalkosten die erzielbaren Einsparungen überschreiten werden. Die automatische Unkrauterkenntung bleibt damit die einzige wirtschaftliche Alternative gegenüber einer vollflächigen Herbizidbehandlung. Dabei dürfen die Kosten für das Erkennungssystem die Einsparungen nicht kompensieren. Durch die Selektivität von einigen Herbiziden ist es nötig, einzelne Pflanzenarten voneinander unterscheiden zu können. Im anderen Fall ist es hinreichend, Klassen von Pflanzen zu bilden, die erkannt werden müssen. Als Erkennungssysteme, die auch Pflanzenarten unterscheiden können, sind Bilderkennungssysteme praktikabel. Bisher wurden keine Merkmale gefunden, die durch andere Sensorarten detektiert werden können und als Alleinstellungsmerkmal fungieren.

Bilderkennungssysteme sollen die menschliche Wahrnehmung durch die Augen nachahmen. Im Vergleich zu den menschlichen Augen treten jedoch gewisse Beschränkungen auf. Bei der Aufnahme einer Szene gehen Informationen verloren, die eventuell für die Erkennung benötigt werden. Eine Szene im hellen Tageslicht eines Sommertages weist einen Kontrastumfang von ca. 100.000:1 auf. Das entspricht in der

Kameratechnologie etwa 17 vollen Belichtungsstufen. Davon kann das menschliche Auge einen Dynamikumfang von circa 10.000:1 beziehungsweise 14 Belichtungsstufen erfassen. Ein Sensor, der dem Stand der Technik entspricht und mit 12 Bit arbeitet, könnte theoretisch einen Motivkontrast von 4.000:1 liefern. Technisch bedingt erhält man mit Kameras nur einen Kontrastumfang von 400:1.

Die automatische Unkrautererkennung kann zum einen durch den Grad der Erkennungsgenauigkeit und zum anderen an Hand ihrer Geschwindigkeit differenziert werden. Die Geschwindigkeit wird gesondert in Kapitel 7.5 betrachtet und ist in gewissen Grenzen beeinflussbar. Eine Differenzierung automatischer Unkrautererkennungssysteme nach der Erkennungsgenauigkeit scheint am sinnvollsten. In Publikationen wird diese in der Regel prozentual angegeben (z. B. LEE *et al.* 1999, NETO *et al.* 2006, WEIS UND GERHARDS 2007). Oft entsprechen diese Erkennungsgenauigkeiten einer bedingten Wahrscheinlichkeit, da sie nur unter bestimmten Randbedingungen zu erreichen sind. Ein Vergleich von Erkennungsgenauigkeiten ist dadurch wenig aussagekräftig.

Fehler bei der Unkrautererkennung haben, abhängig von der Applikationsstrategie, unterschiedlich hohe Auswirkungen auf die Verunkrautung der Folgejahre, die mit Hilfe von Simulationen beurteilt wurden und in Kapitel 7.4 gesondert betrachtet werden.

7.1 Verfahrenswahl und Einsatzstrategie

Dieses Kapitel geht davon aus, dass alle Online- und Offlineverfahren, die in den Kapiteln 3.1.4.1 und 3.1.4.2 aufgeführt sind, zur Verfügung stehen. Außerdem wählt der Landwirt stets das Verfahren der Unkrautbekämpfung, welches den maximalsten Gewinn erwirtschaftet. Damit ist das Offlineverfahren der manuellen Bonitur mit ca. 60 €/ha (vgl. Kap. 3.1.4.4) am unwirtschaftlichsten und wird, weil es mehr Kosten verursacht als unter den gegenwärtigen Rahmenbedingungen erwirtschaftet werden kann, nicht verwendet.

Andere Offlineverfahren sind mit ca. 11 €/ha (OEBEL 2006) ebenfalls nicht wirtschaftlich, da ein Fahrzeug mit einer zusätzlichen Feldbefahrung zur Aufnahme der Bilder eingesetzt werden muss. Gründe sind zusätzliche Kosten, die für Maschinen, Betriebsmittel und Personal anfallen. Würden diese Überfahrten über das Feld mit (kleineren) autonomen Robotern durchgeführt werden, so kann diese Strategie dennoch wirtschaftlich sein. Dies ist genau dann der Fall, wenn auf Grund der ermittelten Verunkrautung ein

Überfahrtsplan für die Spritze gefunden wird, der dazu führt, dass weniger Fläche auf dem Acker überfahren werden muss. Dies hätte als positiven Nebeneffekt, dass die Bodenverdichtung durch Arbeitsmaschinen reduziert werden kann. Verbessern lässt sich die Kosteneffizienz ebenfalls, wenn die Unkrautbekämpfung mit anderen Prozessen zusammengefasst wird. Einer dieser integrierten Prozesse wäre beispielsweise die gleichzeitige Ausbringung von Düngemitteln.

Mit 7 €/ha (OEBEL 2006) wäre ein Onlinesystem am wirtschaftlichsten und weist gleichzeitig einen Synergieeffekt durch die Integration in einen Standardprozess auf. Ab Frühjahr 2011 soll ein Onlinesystem mit dem Namen H-Sensor der Firma Agricon, basierend auf GERHARDS *et. al.* (2002), im Praxiseinsatz getestet werden. Ein weiteres System für den Praxiseinsatz könnte beispielsweise auf PHILIPP (2003) basieren. Der existierende Mangel an Unkrautererkennungssystemen in der Praxis liegt zum einen an mangelnden Erkennungsverfahren für die Unkräuter und zum anderen an der mangelnden Echtzeitfähigkeit solcher Systeme. Aber auch die in der landwirtschaftlichen Praxis verfügbare Applikationstechnik ist nur bedingt für Onlineverfahren einsetzbar. Direkteinspeisungssysteme zur gleichzeitigen Applikation verschiedener Herbizide oder einzelner Herbizide für Teilflächen sind nicht praxistauglich. So ist es z. B. problematisch die Herbizide erst zum Applikationszeitpunkt mit Wasser in entsprechender Konzentration anzumischen und ohne Verzögerung zur Spritzdüse zu leiten. Die Begründung liegt im Wesentlichen an den Leitungslängen, der Herbizidlöslichkeit im Wasser und der Komplexität, sowie Kosten der Spritzdüsen. Bei Feldspritzen, die mehrere Tanks mit angemischter Spritzbrühe (Mehrkammersysteme) haben, können mangels vorheriger Kenntnis über die Ausbringungsmenge sehr hohe Restmengen entstehen. Diese müssen entsorgt werden. Die Technik ist daher nicht ökonomisch und muss ggf. als ökologisch bedenklich eingestuft werden.

Eine Einsparung der Herbizide ist ebenfalls abhängig von der verwendeten Herbizidapplikationsstrategie. Im Prinzip existieren zwei Strategien, die beide einen Schadensschwellenwert (vgl. Kap. 3.1.2) berücksichtigen. Bei der einen Strategie wird beim Überschreiten dieses Wertes eine Herbizidapplikation eingeleitet bzw. bei Unterschreiten dieses Wertes die Herbizidapplikation abgebrochen. Bei der anderen Strategie wird beim Überschreiten der Schadensschwelle die empfohlene Dosis des Herbizids appliziert und beim Unterschreiten der Schadensschwelle die Dosis reduziert

(OEBEL und GERHARDS 2005). Dadurch erhält man den Vorteil, dass auch nicht erkannte Unkräuter behandelt werden, aber auch die höher zu bewertenden Nachteile, dass ein Selektionsdruck innerhalb der Unkrautarten untereinander besteht und nicht die maximale Herbizideinsparung erzielt wird. Die optimale Applikationsstrategie weist dementsprechend eine Abhängigkeit von der Erkennungsgüte auf.

7.2 Segmentierung

Die Segmentierung der Pflanzen ist einer der wichtigsten Schritte zur Unkrauterkenntnis. Nur, wenn die einzelnen Objekte richtig segmentiert werden können, können sie in den folgenden Schritten richtig beurteilt werden. Bilder, die von einer Kamera aufgenommen werden, stellen eine Projektion des 3D-Raums in die 2D-Ebene dar. Bis auf den Algorithmus des Template Matchings (Kap. 4.5.2.5) benötigen alle anderen Algorithmen Einzelpflanzen. Wenn alle Pflanzen einzeln stehen und sich nicht überlappen, gelingt die Segmentierung fehlerfrei. Dafür existieren zahlreiche Algorithmen wie die in den Kapiteln 4.4.2.1 und 4.4.2.2 vorgestellten. GERHARDS *et al.* (2002) beispielsweise verlagerten diesen Schritt in das aufnehmende Kamerasystem in dem die Absorptions- und Reflexionseigenschaften der Pflanzen berücksichtigt wurden.

Sobald jedoch eine Überlappung benachbarter Pflanzen besteht, funktionieren diese Methoden nicht mehr und die überlappenden Objekte werden als ein einziges zusammenhängendes Objekt interpretiert. Unter Praxisbedingungen sind aber genau diese Überlappungen zu erwarten. Nur in weitreihigen Kulturen, wie beispielsweise Zuckerrüben, kann im entsprechenden Zeitraum eine Überlappung soweit ausgeschlossen werden, dass der entstehende Fehler in der Erkennung vernachlässigbar ist.

Durch die Rekonstruktion der dritten Dimension, die in dieser Arbeit durch senkrechte Bildaufnahmen der Höhe der Pflanzen entspricht, kann eine Segmentierung der einzelnen Pflanzen gewährleistet werden. Dazu wird die Stereotriangulation (Kap. 4.4.2.3) verwendet. Es existieren weitere Möglichkeiten wie das Fokussieren mit einer Kamera (Kap. 3.4.2.1), das Shape-from-Silhouette (Kap. 3.4.2.3) oder Shape-from-Shading bzw. Lichtschnittverfahren (Kap. 3.4.2.2). Für das Letztgenannte entwickelten z.B. BRUGGER UND KOHL (2006) ein eigenständiges Gerät (Laserscanner), welches die geforderten Daten liefern kann.

Da die Daten zum einen diskret vorliegen und die Blätter nicht in einer einzigen Ebene stehen, muss in einem Extraschritt auf „Sprünge“ in der Höhe geachtet werden um so überlappende Pflanzen zu erkennen. Nach dieser Segmentierung fehlen die Informationen des überdeckten Bereichs. Eine Rekonstruktion dieses Bereichs ist nur mit viel Aufwand möglich. Durch Symmetrien in den Pflanzen lassen sich ggf. andere zu untersuchende Blatteile finden.

Pflanzen, die vollständig überdeckt sind, werden nicht gefunden. Dies stellt kein Problem dar, da diese sich wahrscheinlich durch die Lichtkonkurrenz nicht entwickeln oder weil sie von Herbiziden, die über die Blattoberfläche wirken, nicht erreicht werden.

7.3 Erkennungsverfahren

Es gibt im Ackerbau verschiedene Saatverfahren. Am häufigsten erfolgt die Aussaat als Reihensaat. In Abhängigkeit von der Kulturpflanze wird der Abstand zwischen den Reihen verschieden groß gewählt und hat damit einen Einfluss auf den Standraum der Einzelpflanzen. Für die Unkrauterkenntnis ist es nötig, die Pflanzen untereinander zu trennen. In weitreihigen Kulturen (z. B. Zuckerrüben) kommt es weniger oft zu Überlappungen bzw. es gibt größere Bereiche, in denen nur Unkraut vorkommen kann, als in Kulturen mit geringerem Reihenabstand (z. B. Getreide). Die Segmentierung übt damit einen großen Einfluss auf die Qualität der Unkrauterkenntnis aus.

Im eigentlichen Schritt der Unkrauterkenntnis, der Unkrautbestimmung, lassen sich zwei Strategien verfolgen. Bei der ersten wird jede Pflanze einzeln segmentiert, analysiert und dann deren Häufigkeit erfasst. Bei Anwendung der zweiten Strategie wird nach dem Zufallsprinzip eine Pflanze ausgewählt, die gleichen Pflanzen im Bild gesucht und gezählt. Dies kann schon geschehen, während die Pflanze bestimmt wird. Welcher der beiden Ansätze schneller funktioniert, ist abhängig von den einzelnen verwendeten Algorithmen, die auch parallel laufen können.

7.3.1 Ausrichtung

Es existieren Erkennungsverfahren, die teilweise oder vollständig invariant gegenüber Translation, Rotation oder Skalierung sind. Die meisten, wie auch die in dieser Arbeit

verwendeten Verfahren, besitzen diese Eigenschaft allerdings nicht. Daher ist es nötig, eine Norm festzulegen wie die Objekte angeordnet sein müssen damit die Erkennungsverfahren im nachgelagerten Prozess funktionieren können. Aus Kenntnis der bestehenden Lage kann mit Hilfe einer Transformationsmatrix die Objektlage entsprechend der Anforderungen korrigiert werden.

Wie die Ergebnisse aus Kapitel 5.6 zeigen, lässt sich bei dikotylen Pflanzen im Keimblattstadium bzw. bei Pflanzen, die eine besondere Prägung des Längenwachstum zu einer Seite aufweisen, mit Hilfe des Mittelpunkts und der Kenntnis des am weitesten gelegenen Punkts die Lage der Pflanze im Bild bestimmen. Aus der bekannten Lage lässt sich eine Transformationsmatrix bestimmen, die die Pflanze in eine festgelegte Lage überführen lässt. Eine Ungenauigkeit durch die Transformation ist nur im Pixelbereich möglich, da die Bildpunkte diskrete Werte darstellen. Einen größeren Einfluss auf die Bestimmung der Lage hat die Lage des Mittelpunkts. Bei 7,75 % der untersuchten Pflanzen lag dieser außerhalb der Pflanze. Durch die große Nähe an der Pflanze ist der negative Einfluss auf das Ergebnis marginal.

Es ist möglich, mit Hilfe der Betrachtung des Umrisses den Mittelpunkt zu korrigieren. Da ein besonders positiver Effekt nicht zu erwarten ist, ist dafür die Investition von Rechenzeit nicht sinnvoll.

Die Beurteilung der korrekten Lage nach dem Transformationsprozess ist nur teilweise objektiv durchführbar. Die Transformation ist mathematisch korrekt, der Algorithmus, der die markanten Punkte findet, ist ebenfalls mathematisch korrekt. Bei der Wiederholung des Prozesses erhält man auch die gleichen Ergebnisse. Der Vergleich der Ergebnisse von verschiedenen Pflanzen ist nicht objektiv beurteilbar, da die Pflanzen immer kleinere Unterschiede aufweisen. Der nachgelagerte Prozess muss daher tolerant gegenüber einer geringen Unschärfe ausgelegt sein.

7.3.2 Ecken- und Kantenerkennung

Die Kantenerkennung auf der Basis von Gradientenbildern (Kapitel 4.5.2.1) ist besonders robust, wenn starke Unterschiede an den Kanten auftreten. Dann ist an dieser Stelle der

Betrag des Gradienten besonders hoch. Durch die Farbbildtransformation und Glättungsoperationen mit Hilfe von Filtern erhält man starke lokale Unterschiede im Grauwertbild, so dass alle Kanten der segmentierten Objekte erkannt werden. Damit funktioniert der Schritt der Kantenerkennung der äußeren Umrisse zu 100 %. Ob die erkannten Kanten exakt als die Kante des Objekts angesehen werden können, kann weder objektiv noch subjektiv abschließend beurteilt werden. Der Grund liegt in den fließenden Übergängen der Bildregionen, die eine unscharfe Abgrenzung zur Folge haben. Die Wiederholungsgenauigkeit ist beurteilbar. Bei Anwendung derselben Funktion auf dasselbe Bild erhält man dieselben Ergebnisse. Wird der Bildinhalt translatorisch verschoben, verändert sich das Ergebnis ebenfalls nicht. Bei Rotationen ist eine geringfügige Veränderung zu beobachten. Sie resultiert aus der diskreten Abbildung, d. h. aus den Rastern des Bildes.

Für die Eckenerkennung gilt konstruktionsbedingt ein ähnliches Verhalten. Die Problematik liegt in der zu konfigurierenden Empfindlichkeit des Detektors. Wird sie zu fein gewählt, werden Ecken detektiert, die im visuellen Kontext keine sind. Wird sie zu grob gewählt, werden relevante Ecken nicht erkannt. Das Optimum lässt sich nicht einfach einstellen, so dass die Empfindlichkeit etwas zu sensibel eingestellt werden muss und dann jede gefundene Ecke auf ihre Relevanz untersucht werden muss. Eine weitere Problematik liegt in der nicht exakten Lage der detektierten Kanten auf den realen Kanten. Sie liegen oft einige wenige Pixel daneben. In einem nachgelagertem Verfahren muss man diesen Sachverhalt berücksichtigen, insbesondere dann, wenn dieses Verfahren nicht robust ist.

In dieser Arbeit wurde hauptsächlich die Kantenerkennung benötigt und liefert hinreichend gute Ergebnisse. Die Eckenerkennung wurde nur für den Graphenvergleich (Kap. 5.9) verwendet. Dieser ist sehr robust und benötigt hauptsächlich die Existenz von Ecken, so dass dieses Verfahren trotz der oben beschriebenen Nachteile verwendet werden kann und keine Fehler verursacht.

7.3.3 Geometrische Merkmale

Eine Unterscheidung von Unkräutern anhand geometrischer Merkmale wird als häufigste Methode vorgeschlagen um automatisch Unkräuter zu erkennen. Dabei besteht, wie bei

den meisten anderen Verfahren, die Problematik, dass die Methode bei sich überdeckenden Pflanzen nicht funktioniert. Selbst bei einer gegebenen Trennung überlappender Pflanzen ist die Methode auf die vorher überdeckte Pflanze nicht anwendbar, da als eine Voraussetzung ein vollständiges Blatt der Pflanze benötigt wird.

Der unterschiedliche Entwicklungsstand der Unkräuter innerhalb einer Art und die mangelnde Kenntnis über deren momentane Entwicklung stellen ein weiteres Problem dar. Dadurch eignen sich absolute Maße wie beispielsweise Länge und Breite nicht mehr, sondern es müssen Quotienten aus Abmessungen gebildet werden, deren Verhältnisse mit dem Pflanzenwachstum gleich bleiben. Diese Abbildungsvorschrift verringert die Dimensionen der Abbildungen, so dass Pflanzen mit ähnlichen Verhältnissen auf denselben Wertebereich abgebildet werden. Diesen Sachverhalt erkennt man anhand der Ergebnisse in Kapitel 5.5. Trotz verschiedener Unkrautdichten konnte keine Tendenz der erfolgreichen Erkennung beobachtet werden.

Die Erkennungsraten liegen bei günstigen Bedingungen, d. h. die Pflanzen überlappten sich nicht, bei etwa 85 %. Unter sehr günstigen Bedingungen wurden sogar Erkennungsraten von 100 % erreicht. Für die Versuche wurden die Pflanzen manuell aufgezogen und unterlagen damit in etwa den gleichen Entwicklungsstadien. Unter Freilandbedingungen ist ein Rückgang der Erkennungsraten zu erwarten.

Der Nachteil der mangelnden Erkennungsraten bezüglich ähnlicher Pflanzen kann durch einen Strategiewechsel verringert werden. Dabei wird nicht mehr nach der einzelnen Unkrautart differenziert, sondern es werden Klassen von Unkräutern gebildet, gegen die ein Herbizid oder ggf. eine Herbizidmischung gleichzeitig angewandt werden können. Es ist zu prüfen, ob eine Anpassung der Schadensschwellen des Schadensschwellenkonzepts für dieses Einsatzgebiet erfolgen muss.

7.3.4 Hough-Transformation

Die Hough-Transformation aus Kapitel 4.5.2.3 wurde in dieser Arbeit nicht als Erkennungsmethode für die Pflanzen verwendet. Vielmehr diente sie dazu, in Reihenkulturen den Zwischenraum zwischen den Kulturreihen zu finden. Sie soll dazu dienen, die Leistung eines Unkrautererkennungssystems zu steigern, indem sie das zu analysierende Bild in verschiedene Bereiche einteilt, in denen eine Bildanalyse

durchgeführt werden muss oder nicht. Zwischen den Kulturreihen ist es möglich, eine nicht-selektive Unkrautbekämpfung durchzuführen. Dazu kann entweder ein mechanischer Ansatz (NORREMARK *et al.* 2008) oder ein Ansatz mit der Ausbringung nicht-selektiver Herbizide (SLAUGHTER *et al.* 2008), die über das Blatt wirken, verfolgt werden. Nach dem Finden der Fläche zwischen den Saatzeilen mit Hilfe der Hough-Transformation, kann mit einem einfacheren Algorithmus der grüne Bereich erkannt und nur dort gespritzt werden (RUCKELSHAUSEN *et al.* 2006).

Die Hough-Transformation ist auch geeignet, andere geometrische Formen wie Kreise oder Ellipsen zu erkennen. Dafür erhöht sich der Berechnungsaufwand erheblich. Der Einsatz des Verfahrens für diese Zwecke würde wahrscheinlich für den Fall des Kreises den Innenkreis bis zum Außenkreis eines *Galium aparine*-Blattquirls detektieren können. Im Falle der Ellipsen möglicherweise die Keimblätter und aller anderen elliptischen Blätter. Diese Ansätze sind auf Grund der Berechnungskomplexität in dieser Arbeit nicht weiter verfolgt worden. Die Komplexität des Algorithmus führt dazu, dass er für einen Einsatz unter Echtzeitbedingungen nicht geeignet ist.

Geeignet ist die Hough-Transformation um eine Reduktion der Komplexität für Algorithmen, die eine noch höhere Komplexität aufweisen, zu erreichen.

7.3.5 Template Matching

Das Template Matching wurde für die industrielle Bilderkennung entwickelt um starke Ähnlichkeit zwischen einer Referenz und einem neuen Produkt festzustellen. Das Mittel der Qualitätssicherung ist für die Unkrautererkennung nur mit starken Einschränkungen brauchbar.

Da das Verfahren nicht invariant gegenüber Rotation ist, sollten als Vorbedingung die Pflanzen auf eine zuvor definierte Art ausgerichtet sein. Ist dies nicht der Fall, muss man das Verfahren mit mehreren Templates durchführen. Diese Templates sind dann verschiedene Rotationsstufen des eigentlichen Templates. Vom Berechnungsaufwand ist die Ausrichtung der Pflanzen deshalb vorzuziehen, weil die Faltung mit dem Template einen viel größeren Aufwand darstellt.

Im Keimblattstadium ist die Ähnlichkeit der Pflanzen so stark ausgeprägt, dass das Template Matching ausschließlich zur Lokalisierung von Pflanzen geeignet ist. Dies zeigen die Ergebnisse in Kapitel 5.7, bei denen das Erkennen von *Galium aparine* im Mittel nur zu 50 % gelang.

Für Pflanzen mit einer höheren Entwicklungsstufe als dem Keimblattstadium, ist das Verfahren geeignet, wenn sich die Pflanzen von ihrem Aussehen stark unterscheiden. Dies ist im Regelfall gegeben. Für die charakteristische Eigenschaft der Ausprägung von Blattquirlen bei *Galium aparine* ist das Verfahren besonders geeignet. Es existiert eine Symmetrieeigenschaft, so dass mit wenigen Templates die Blattquirle in einem Bild gefunden werden können, welches vorher nicht segmentiert wurde. Wenn die *Galium aparine*-Pflanze soweit entwickelt ist, dass sie mindestens einen Blattquirl ausgeprägt hat, ist der Winterweizen ebenfalls soweit ausgeprägt, dass die in Kapitel 4.4.2 beschriebenen Verfahren zur Segmentierung nicht mehr zufriedenstellende Ergebnisse liefern. Ob in diesem fortgeschrittenem Entwicklungsstadium noch eine Herbizidmaßnahme durchgeführt wird, ist fraglich. Da eine Reduktion der Templates durchgeführt wurde, wurden im Mittel nur 75,7 % der *Galium aparine*-Quirle gefunden. Im Kontext, dass diese Pflanze sehr viele Blattquirle ausbildet und man eine Herbizidmaßnahme auf Grund eines Funds ergreifen würde, ist diese Erkennungsrate zufriedenstellend.

Die Erhöhung der Anzahl der Templates ist nicht sinnvoll, auch wenn man die Erkennungsrate damit steigern könnte. Die Geschwindigkeit dieses Verfahrens ist so niedrig, dass die Laufzeitkosten stärker steigen als der Erkenntnisgewinn. Die Laufzeit des Verfahrens lässt sich durch zwei Maßnahmen wesentlich verbessern. Wenn mehrere Templates gleichzeitig gesucht werden, lässt sich Laufzeit im Gesamtergebnis einsparen. Durch die Verkleinerung des Templates lässt sich ebenfalls Rechenzeit einsparen, da dann die Faltungsoption weniger Berechnungen ausführen muss. Dazu muss man Symmetrieeigenschaften im Template ausnutzen, die bei *Galium aparine* durch die Achsen, welche durch die Blätter im Blattquirl verlaufen, definiert sind. In Abbildung 74 wäre das beispielsweise ein Segment.

7.3.6 Winkelmessung mit Bewertung durch Künstliche Neuronale Netze

Die bisher betrachteten Methoden waren fähig, stark unterschiedliche Strukturen bzw. Pflanzen zu erkennen, versagen aber bei relativ ähnlichen Pflanzen. Ähnlichkeit bedeutet in diesem Zusammenhang, dass ein Betrachter der Silhouette sich sehr stark anstrengen muss, um zwei Pflanzenarten zu differenzieren. Vielmehr würde sich der Betrachter an der Textur orientieren.

Die Methode der Winkelmessung in Kombination mit einem Künstlichen Neuronales Netz zeigte an Hand von *Galium aparine* und *Veronica hederifolia*, dass mit dieser Methode diese ähnlichen Pflanzen differenziert werden können. Die Methode bezieht sich auf beide Pflanzen im Keimblattstadium. Im höher entwickelten Wachstumsstadium unterscheiden sich beide Pflanzenarten stark.

Die ermittelten Ergebnisse in Kapitel 5.8 zeigten ein Verhalten, welches die Nachschaltung eines Künstlichen Neuronales Netzes notwendig erscheinen ließ. Die durchschnittlichen Winkel an den fünf Messpunkten fielen bei *Galium aparine*-Pflanzen jeweils geringer aus als bei *Veronica hederifolia*-Pflanzen und ergaben damit eine niedrigere Steigung der Funktion vor. Durch die Varianz der Messwerte, begrenzt durch die Maxima und Minima, können auch Funktionen entstehen, die der falschen Pflanzenart zugeordnet werden könnten. Um dies zu vermeiden, müsste man den Funktionsverlauf sehr gut mathematisch mit vielen Nebenbedingungen beschreiben. Ein Künstliches Neuronales Netz kann diese Sachverhalte bei ähnlicher Komplexität des Rechenaufwandes erlernen und ist damit einfacher zu handhaben.

Das Künstliche Neuronale Netz weist zwei verdeckte Schichten auf. Dies ist zwingend notwendig um nicht-lineare Funktionen abbilden zu können. Auf die Trennung von Daten, die zum Trainieren des Netzes verwendet wurden und Daten, die vom Künstlichen Neuronales Netz klassifiziert wurden, wurde geachtet. Ebenso wurde das Training des Netzes möglichst kurz durchgeführt. Mit diesen beiden Maßnahmen wurden eine mögliche Überanpassung des Netzes und seine Generalisierbarkeit berücksichtigt.

Die Anzahl der Messstellen zur Winkelberechnung beträgt im eigentlichen Sinne vier Stück, da der fünfte Messwert immer den Wert null aufweist. Diese wenigen Messstellen genügten um Erkennungsraten von 90 % in *Veronica hederifolia* und 93,7 % in *Galium*

aparine zu erzielen. Für eine höhere Erkennungsgenauigkeit ist ein sehr viel höherer Aufwand nötig. Da *Galium aparine* einen sehr niedrigen Schadenswellenwert aufweist, muss die Frage geklärt werden, wie hoch die Erkennungsrate sein muss, um eine Unkrautdicke unterhalb der Schadensschwelle zu erhalten. Diese Problemstellung wird in Kapitel 7.4 diskutiert.

Eine Beurteilung der Geschwindigkeit des Künstlichen Neuronalen Netzes wurde nicht durchgeführt, da eine Fremdsoftware verwendet wurde und somit eine Geschwindigkeitsmessung nicht objektiv möglich ist. Allerdings muss das Künstliche Neuronale Netz nach dem Training nur einfache arithmetische Funktionen berechnen, die teilweise sogar parallel verlaufen können. Daher kann davon ausgegangen werden, dass das trainierte Künstliche Neuronale Netz in Echtzeit funktioniert.

7.4 Bewertung von Unkrautererkennungssystemen und deren Güte

Wie in Kapitel 3.2 beschrieben, lassen sich Unkrautererkennungssysteme nach Sensortypen unterscheiden. Unter dem Aspekt der Unterscheidung von Unkrautpflanzen nach der Art, scheinen bildverarbeitende Systeme am besten geeignet, da sie zusätzlich die Kontur der Pflanzen berücksichtigen können. Aus der extrem hohen Komplexität der automatischen Unkrautererkennung, lässt sich schließen, dass es nicht möglich sein wird, mit nur einem einzigen Verfahren alle Unkrautarten zu erkennen. Vielmehr ist es nötig, aus einer Vielzahl von Verfahren das der Situation entsprechende herauszufinden und zu benutzen.

Die Morphologie innerhalb einer Pflanzenart, Überlappungen von Pflanzenteilen und wechselnde Aufnahmebedingungen führen dazu, dass eine fehlerfreie Erkennung aller Pflanzen nicht möglich ist. Ein automatisches Unkrautererkennungssystem lässt sich daher im Wesentlichen durch die folgenden beiden Kenngrößen beschreiben:

- die Robustheit der Erkennungsalgorithmen gegenüber Bildstörungen
- die erzielbare Erkennungsrate.

Die Robustheit der Erkennungsalgorithmen beschreibt bei der Unkrautererkennung die Gewährleistung, dass dieselben Pflanzen einer Art erkannt werden, obwohl sie sich morphologisch unterscheiden können (Variationsbreite). Beim Vergleich von vielen

Unkrautarten miteinander ist dies möglich, aber beispielsweise nicht zwischen *Veronica hederifolia* und *Galium aparine*. Es existiert folglich eine Abhängigkeitsfunktion zwischen der Robustheit und der Erkennungsrate.

Die Erkennungsrate in allen wissenschaftlichen Veröffentlichungen ist stets abhängig von vorgegebenen Parametern, die nicht standardisiert und folglich nicht problemlos vergleichbar sind. Ebenso liegt die Problematik in der Auswahl der zu vergleichenden Unkräuter.

In Kapitel 3.5.3 wurde aus diesem Grund ein Expertensystem eingeführt. Wenn ein System die Eigenschaften findet, die ein Experte nutzen würde um ein Unkraut zu bestimmen, dann wäre dieses System äquivalent. Mit dieser Methode wird ebenfalls die Möglichkeit abgebildet, dass sich ein Experte falsch entscheiden kann.

7.5 Geschwindigkeitsbetrachtung

Für die Integration der automatischen Unkrauterkennerung für die Prozesssteuerung der Herbizidmaßnahmen im klassischen Sinn ist es nötig, ein Online-Verfahren (Kap. 3.1.4.2) einzusetzen. Dies ist nur möglich, wenn die einzelnen Algorithmen oder ihre Kombination echtzeitfähig sind. Echtzeitfähigkeit hat im Kontext dieser Arbeit zwei Bedeutungen. Zum einen ist das eine kontinuierliche Abtastung der überfahrenen Strecke und zum anderen eine diskrete Abtastung im Abstand der Gespannlänge aus Zugfahrzeug und Spritze. Bei einem Bildbereich von 40 cm oder einer Gespannlänge von 5 m, jeweils bei einer Geschwindigkeit von 8 km/h, muss dann nach der Gleichung in Kapitel 3.1.4.2 das kontinuierliche System ein Ergebnis nach 0,003 s bzw. das diskrete System nach 0,0375 s das Ergebnis liefern. Auf beide Systeme übt die Fahrgeschwindigkeit und auf das diskrete System zusätzlich die Gespannlänge einen Einfluss aus. Diese Forderung ist mit dem gegenwärtigen Stand der Technik nicht zu erfüllen, da die Bilderkennungsalgorithmen sehr rechenintensiv sind.

Dennoch gibt es Methoden, mit denen man die Erkennungsgeschwindigkeit erhöhen kann. Als erstes ist spezialisierte Hardware (z.B. Field Programmable Gate Arrays) zu nennen. Funktionen, die keine komplexen Berechnungen ausführen müssen, wie z.B. das Nachschauen in einer Zuordnungstabelle, bitweises addieren usw., können damit extrem beschleunigt werden. In dieser Arbeit sind sie für die Segmentierung mit der

Konversation in den HSI-Farbraum geeignet, da sowohl die Umrechnung, als auch die Entscheidung auf Grund von Tabellen (Lookup-Tables) zu gewährleisten ist. Für die Ecken- (Kap. 4.5.2.1) und Kantenerkennung (Kap. 4.5.2.2) ist ebenfalls spezialisierte Hardware einsetzbar. Das Operatorfenster der Filterfunktion kann direkt mit Transistoren nachgebaut werden. Die Verrechnung der Elemente kann fest verdrahtet werden. Bei der Hough-Transformation können FPGAs bei der Umrechnung der einzelnen Pixelwerte unterstützen. Für alle anderen Verfahren benötigt man flexiblere Rechnerstrukturen.

Als zweite Methode ist es möglich, Berechnungen, die sonst sequentiell durchgeführt werden, zu parallelisieren. Dies funktioniert nur dann, wenn keine Abhängigkeiten zu einem vorherigen Ergebnis bestehen. Bei entweder-oder-Entscheidungen besteht außerdem die Möglichkeit, beide Ergebnisse voraus zu berechnen und nach der Entscheidung das eine Ergebnis zu übernehmen und das andere zu verwerfen. Parallelisieren lässt sich in dieser Arbeit z. B. die Kantenerkennung (Kap. 4.5.2.1), da bei der Berechnung jedes Bildpunkts immer die unmittelbaren Nachbarn des Originalbilds betrachtet werden. Das Gleiche gilt für die Eckenerkennung (Kap. 4.5.2.2) und bedingt für die Hough-Transformation (Kap. 4.5.2.3), wobei gleichzeitige Schreibzugriffe in das Akkumulatorarray nicht zulässig sind und entweder durch ein sequentielles Schreiben oder das Vorhalten mehrerer Arrays, die zum Schluss aufaddiert werden, gelöst werden müssen. Alle anderen Verfahren sind nicht direkt parallelisierbar, sie können jedoch nach dem Segmentierungsschritt für jede Einzelpflanze parallel und damit mehrfach ausgeführt werden. Für die Parallelisierung benötigt man Prozessoren mit mehreren Recheneinheiten. Zurzeit existieren Multikernprozessoren mit bis zu 12 Kernen und Multi-Threaded-Prozessoren. Für die Zukunft geplant sind Prozessoren mit bis zu 64 Kernen.

Als dritte Methode, die gleichzeitig zur Methode des parallelen Rechnens gehört, ist das Rechnen auf Grafikkarten zu erwähnen. Die Bezeichnung dafür lautet „General-purpose computing on Graphics Processing Units“. Der Vorteil beim Rechnen auf Grafikkarten liegt in der Verwendung von mehreren hundert Prozessorkernen, die allerdings einzeln nicht so leistungsstark sind wie eine CPU. Die Anbieter werben mit einem fünf- bis fünfzigfachen Geschwindigkeitsvorteil gegenüber dem Mehrkernprozessor. Im Bezug auf diese Arbeit und die Fähigkeit die Algorithmen zu parallelisieren, gilt dann dasselbe, was zu den Mehrkernprozessoren geschrieben wurde. Die beiden größten

Grafikkartenhersteller bieten für die Entwicklung paralleler Programme Schnittstellen an. Bei Nvidia heißt diese Compute Unified Device Architecture (CUDA) und bei AMD/ATI Stream.

Vor allem durch den Einsatz der beiden zuletzt genannten Techniken besteht evtl. die Möglichkeit des echtzeitfähigen Einsatzes. Der momentane Stand der Entwicklung erlaubt das nicht, es mussten aber auch erst Algorithmen gefunden werden, die überhaupt eine Unkrautererkennung ermöglichen.

7.6 Modellrechnung

Das Modell zur Populationsdynamik von Unkräutern sollte dazu dienen, die Verfahren zur Unkrautererkennung, die als Steuergröße in den Prozess der Herbizidapplikation einfließen, zu verifizieren. Dazu musste zuerst die Frage geklärt werden, ob das Modell dazu geeignet ist, die Unkrautpopulation zu beschreiben. Durch die Betrachtung der Grenzfälle des Einsatzgebietes, die sich aus dem Verzicht und der vollständigen Herbizidausbringung mit theoretischer 100 prozentiger Herbizidwirksamkeit, die unter realen Bedingungen nicht erreicht wird, zusammensetzen, und der Stetigkeit der verwendeten Funktionen, führen zu einer positiven Verifikation dieser Fragestellung.

Im Vergleich mit der Realität weist das Modell eine geringe Unstimmigkeit bezüglich des Aussterbens von Populationen auf. Die Ursache ist in der Nichtmodellierung von Fremdsameneinträgen begründet. Diese Problematik verliert dadurch an Relevanz, dass dieser Fehler sich auf jede Simulation auswirkt. Beim Vergleich der verschiedenen Simulationen hebt sich der Fehler damit formal mathematisch betrachtet wieder auf.

In das Modell geht das sich im Boden befindende Samenpotential der Unkräuter ein, welches sich in der Praxis nur sehr schwer und unzureichend bestimmen lässt. Durch die Simulation konnte beobachtet werden, dass hohe und niedrige Samenpotentiale gegen einen gemeinsamen Grenzwert konvergieren. Das Modell wurde somit für geeignet zur Simulation von Unkrautpopulationen bei teilflächenspezifischer Unkrautbekämpfung angesehen.

Die Ergebnisse der automatischen Unkrautererkennung belegen, dass eine Unkrautererkennung von ca. 80 % bei sich im zu untersuchenden Zeitraum sehr ähnlich

aussehenden Unkrautarten, in dieser Arbeit *Galium aparine* und *Veronica hederifolia*, erreicht werden kann und eine vollständige Unkrauterkenntung nahezu ausgeschlossen ist. Bei anderen Kombinationen von Unkrautarten liegt der Erkennungsrate höher.

Das Modell belegt, dass diese Erkennungsrate im zeitlichen Verlauf betrachtet für die Herbizidmaßnahmen von Unkräutern mit niedrigem Schadenswellenwert von 1 – 2 Pflanzen pro Quadratmeter ausreichend dimensioniert ist, da sich die Herbizideinsparungen nur marginal von denen der vollständigen Erkennung unterscheiden. Diese Schwankungen können unter Freilandbedingungen bereits durch Einflüsse entstehen, die nicht in dieses Modell eingegangen sind.

7.7 Integration der Herbizidmaßnahmen in die Prozesssteuerung der Herbizidapplikation

Mit Erhöhung der Erkennungsrate von Unkräutern nimmt der Aufwand in Bezug auf die Rechenzeit exponentiell zu. Erkennungsraten verschiedener Veröffentlichungen lassen sich kaum vergleichen, da sie unter verschiedenen, fest vorgegebenen und spezialisierten Bedingungen erstellt worden sind. Für allgemeine Fälle ist daher davon auszugehen, dass bei einer Erkennungsrate von 80 %, ein automatisches Unkrauterkenntungssystem gefunden wurde, welches in den klassischen Prozess der Herbizidapplikation steuernd eingreifen kann.

Der klassische Prozess lässt sich dabei wie folgt beschreiben: „Von Beginn bis Ende der Überfahrt über das Feld wird Herbizid in einer vorher fest eingestellten Aufwandmenge ausgebracht“. Die beiden möglichen neuen Prozesssteuerungen sind: „Es werden bei der Feldüberfahrt dann die Düsen mit Herbizid geöffnet, wenn Unkraut erkannt wurde und die Unkrautschadenschwelle überschritten wurde“ oder „Es wird Herbizid ausgebracht, bis das Erkennungssystem die Unterschreitung der Unkrautschadenschwelle erkannt hat“.

Die zweite Art der Prozesssteuerung ist vorzuziehen, da Fehler des Erkennungssystems als einzigen Fehler eine unnötige Ausbringung von Herbiziden bedeutet. Im schlimmsten Fall entspricht dann die Menge des Herbizids der Menge, die ohne eine geeignete Prozesssteuerung ausgebracht worden wäre.

Bei einem zukünftigen, feldtauglichen System ist es wünschenswert, dass die unkrautsensitive Feldspritze einer Konventionellen ähnlich sieht, d.h. die Kameras zur Bildaufnahme sollten, so weit möglich, in die Nähe des Spritzbalkens montiert sein.

Die Funktionalität sollte nicht nur den Prozess der Herbizidapplikation umfassen, sondern diese auch dokumentieren. Dieser Bereich ist mit bekannten Maßnahmen leicht umzusetzen. So kann der Landwirt nicht nur seinen Herbizidverbrauch kontrollieren, sondern auch visualisieren. Mit entsprechenden Schnittstellen sollten weitere Services angeboten werden wie z.B. Dokumentation und entsprechende Meldungen an zuständige Stellen "per Mausklick", automatische bzw. geführte Nachbestellung von Herbiziden usw.. Im Wesentlichen sollte der eigentliche Prozess in einen vollintegrierten Prozess integriert werden.

Die in dieser Arbeit beschriebenen Methoden sind ausreichend um ein Minimum von 80 % der Unkräuter zu erkennen, sofern die entsprechende Rechenleistung zur Verfügung steht. Die Parallelisierung wird dabei eine große Hilfestellung bieten. Die vorherige Segmentierung, die nur mit Einschränkungen parallelisierbar ist, spielt dabei eine wesentliche Rolle.

Am sinnvollsten erscheint eine Kombination aus autonomen Maschinen zur Unkrauterfassung und herkömmlichen Spritzen. Dabei könnten die autonomen Maschinen länger bzw. langsamer arbeiten. Durch eine Vernetzung könnten sie Rechenzeit bzw. -leistung aus Strukturen wie dem Cloud-computing beziehen. Durch Kaskadierungseffekte kann eine große Flächenleistung erreicht werden. Eine optimierte Bahnplanung könnte die Auslastung der menschlichen Ressourcen vermindern.

Im Prinzip ließe sich der ganze Prozess auf autonome Maschinen auslagern. Nach dem derzeitigen Stand der Technik wäre die Flächenleistung nicht sehr hoch, ließe sich aber vermutlich schnell steigern. Die automatische Unkrautererkennung ist mit heutigen und in dieser Arbeit beschriebenen Mitteln bereits möglich und weist eine tolerierbare Fehlklassifikation auf. Ein aus diesen Komponenten konstruiertes, einheitliches System müsste nun unter Praxisbedingungen getestet werden. Bedingt durch die zeitlichen Vorgaben der Vegetationsperioden sind schätzungsweise mindestens zwei Jahre Evaluierungszeit nötig. Eine Steuerung des Prozesses der Herbizidapplikation ist erfolgreich möglich.

8 Zusammenfassung

Aus ökologischer Sichtweise ist es erstrebenswert, die Anwendung von Herbiziden zu reduzieren. Dem gegenüber steht die ökonomische Sichtweise des Landwirts, der zur Sicherung seines Einkommens Herbizide auf der landwirtschaftlich genutzten Fläche zur Ertrags- und Qualitätssicherung einsetzen muss um einen hohen Geldertrag zu erwirtschaften. Beide Zielstellungen lassen sich dann in Zusammenhang bringen, wenn die konventionellen Unkrautbekämpfungsmaßnahmen durch Methoden der teilflächenspezifischen Unkrautbekämpfung substituiert werden können. Diese Substitution umfasst die Ausbringung von Herbiziden nur an den Stellen an denen dies ökonomisch sinnvoll ist. Ökonomisch sinnvoll bedeutet, dass der Gewinn durch Mehrertrag, bedingt durch fehlende Konkurrenz zwischen Unkrautpflanzen und Nutzpflanzen, die Mehrkosten des Herbizideinsatzes mindestens kompensieren.

Für die teilflächenspezifische Unkrautbekämpfung werden Kenntnisse über die Unkrautarten, deren lokales Vorkommen und die Unkrautdichte benötigt. Da die manuelle Unkrauterfassung unwirtschaftlich ist, werden Systeme benötigt, die diese Daten automatisiert erfassen können. Ein Bildererkennungssystem erscheint für diese Aufgabe am besten geeignet, da so auch Informationen über die Blattformen gewonnen werden können, die andere Sensortechnik wie optoelektronische Sensoren (Kap. 3.2.1) nicht liefern können. Mit der Bildererkennung kann die menschliche Wahrnehmung mit den Augen nachgebildet werden. Dieses Vorgehen stellt eine sehr große Herausforderung für Computer dar.

Zur Entwicklung eines Bildererkennungssystems wurden Bilddaten benötigt, aus denen zum einen Parameter gewonnen werden konnten, die zur Unkrauterkenntnis geeignet sind, und zum anderen zur Validierung des System genutzt werden konnten. Um geeignete Unterscheidungen herauszustellen wurden für diese Zwecke verschiedene Unkrautarten in verschiedenen Anordnungen mit fixierten Parametern im Gewächshaus angezogen. Als Referenzen wurden Bilder von bewirtschafteten Ackerflächen verwendet.

Für die Bildererkennung werden für viele Methoden die einzelnen Objekte, die in dieser Arbeit die einzelnen Pflanzen darstellen, benötigt. Ein Teil der Arbeit befasste sich demzufolge mit der Segmentierung der Pflanzen. Im Kontext des Zeitpunkts der Unkrautbekämpfung sollten sich die Unkrautpflanzen im Keimblattstadium befinden.

Bedingt durch unterschiedliche Auflaufzeitpunkte können die Pflanzen auch im Entwicklungsstand fortgeschritten sein. Dadurch und durch die Verteilung der Unkrautpflanzen können Überlappungen von Pflanzen im Bild auftreten. Ohne Überlappungen lassen sich die Pflanzen mit Hilfe mehrerer Verfahren voneinander trennen. In dieser Arbeit wurden dafür eine Aufteilung des HSV-Farbraums, sowie eine Histogramm-Untersuchung verwendet. Ein Differenzbild aus Infrarotem und rotem Bild wäre ebenso möglich gewesen.

Auftretende Überlappungen konnten diese Verfahren entweder gar nicht erkennen oder lieferten nur unzureichende Ergebnisse. Es war nötig, Höheninformationen zur Trennung von überlappenden Pflanzen zu gewinnen. Die drei Verfahren des Lichtschnitts, Shape-from-Silhouette und die Fokussierung der Kamera zeigten sich insbesondere im Sonnenlicht nicht praktikabel. Mit dem Verfahren der Stereotriangulation konnten die Höheninformationen gewonnen werden und führten zu einer erfolgreichen Segmentierung von sich überlappenden Pflanzen. Die Anwendung dieses 3D-Verfahrens erfordert mehr Rechenzeit als bei einem in Echtzeit arbeitenden System zur Verfügung steht, so dass ein anderes Verfahren zur Erfassung der Höheninformationen zu empfehlen ist. Ob ein Ultraschallsensor oder ein Lasertiefenscanner besser geeignet wären, wurde nicht untersucht.

Nach dem Segmentierungsschritt mussten von den vorliegenden Einzelpflanzen Merkmale gewonnen werden, die für eine Pflanzenart spezifisch sind und als Herausstellungsmerkmal für diese Art fungieren. Dazu wurden mehrere Verfahren überprüft. Für Verfahren, die nicht die Eigenschaft der Invarianz gegenüber mindestens einer der beiden Transformationen Rotation und Translation aufwiesen, wurde in einem weiteren Schritt mit Hilfe von Berechnung verschiedener Momente die Lage der Pflanzen bestimmt und mit Hilfe einer aus diesen Informationen generierten Transformationsmatrix korrigiert. Mit Hilfe einer Kantenerkennung wurden die Kanten für das Verfahren der Messung von geometrischen Merkmalen bestimmt. Pflanzen, die sich nicht ähnlich sind, lassen sich mit geometrischen Merkmalen unterscheiden. Im Keimblattstadium sind viele Pflanzen ähnlich. Da zusätzlich geometrische Merkmale in Relationen zueinander und nicht absolut verwendet werden müssen, weil die Pflanzen durch das Wachstum ihre Größe ändern, werden bei Bedingungen ohne überlappende Pflanzen Erkennungsraten von 70 – 80 % erzielt. Allerdings sind diese Erkennungsraten

als zu gering anzusehen. Verbessern lässt sich eine solche Erkennungsrate dann, wenn nicht zwischen zwei Pflanzenarten unterschieden werden muss, da das Herbizid gegen beide Unkräuter wirkt und somit eine Differenzierung nach Unkrautklassen durchgeführt werden kann.

Mit einem Verfahren, welches die Keimblätter in Sektionen einteilt, dann Winkel berechnet und diese Folge von einem Künstlichen Neuronalen Netz beurteilen lässt, lassen sich auch Keimblätter von Pflanzen, die sich sehr ähneln, differenzieren und es werden Erkennungsraten von bis zu 92 % erzielt. Überlappende Pflanzen können mit diesem Verfahren ebenfalls nicht differenziert werden. Dieses Verfahren funktioniert in den Fällen, wenn ein Teil des Blattes durch Überlappungen fehlt. Die einzige Bedingung zur Anwendung dieses Verfahrens ist, dass die äußersten Punkte des Blattes bekannt sind. Verantwortlich dafür ist das Künstliche Neuronale Netz.

Im weiter entwickelten Zustand der Pflanzen, nach dem Keimblattstadium, lassen sich die Pflanzen an Hand für dieses Unkraut charakteristischer Merkmale erkennen. Für *Matricaria*-Arten eignet sich beispielsweise das Verfahren des Graphenvergleichs und für *Galium aparine* das Verfahren des Template Matchings. Das zuletzt genannte Verfahren ließ sich durch die Anwendung von Symmetrieeigenschaften innerhalb der von der Pflanze ausgeprägten Blattquirle beschleunigen. Für den Graphenvergleich wurden Ecken mit einem Verfahren zur Eckenerkennung ermittelt. Dabei zeigte sich, dass es nötig sein kann die Ecken auf ihre Plausibilität zu prüfen, da das Verfahren zu viele Ecken bestimmen kann. Die erzeugten Graphen waren hilfreich, um zwischen dikotylen Pflanzen im Keimblattstadium, im weiter entwickelten Stadium und monokotylen Pflanzen zu unterscheiden.

Mit den geschilderten Verfahren konnten keine robusten Merkmale zur Unterscheidung monokotyler Pflanzen untereinander gefunden werden. Dikotyle Pflanzen konnten mit den entsprechenden Verfahren dagegen differenziert werden. Die Anwendung des geeigneten Verfahrens wird durch ein wissensbasiertes System gesteuert. Das Wissen ist dabei als Entscheidungsbaum repräsentiert. Durch dieses explizite Wissen kann die Anwendung der entsprechenden Maßnahmen zur Unkrauterkennung gesteuert werden und man kann von mindestens 80 prozentigen Erkennungsraten bei sich im Keimblattstadium ähnlich sehenden Pflanzen und bis zu 100 prozentigen Erkennungsraten bei sich nicht ähnlich sehenden Pflanzen ausgehen.

Die Auswirkungen einer verringerten Erkennungsrate wurden an Hand von Simulationen zur Unkrautpopulation mit Hilfe eines Zellulären Automaten untersucht. Das Modell weißt nicht nur einen zeitlichen, sondern auch einen räumlichen Bezug auf. Außerdem gingen zwei Kenngrößen in die Simulation ein, die die Entwicklung an den gegebenen Stellen fördern oder hemmen können. Die Parameter für das Populationsmodell wurden aus der Literatur für *Galium aparine* bestimmt. Der Lebenszyklus setzte sich aus den vier Stadien der Samen, Keimlinge, Jungpflanzen und reifen Pflanzen zusammen. Als Nachbarschaftsbeziehungen der Zellen des Automaten für den räumlichen Bezug wurde die einfache Moore-Umgebung gewählt.

Nach der Verifikation des Modells auf dessen Eignung und der Bewertung im Bezug auf das Vorhandensein verschiedener Samenpotentiale zum Simulationsbeginn, wurden die Auswirkungen verschiedener Erkennungsgenauigkeiten auf die Verunkrautung untersucht. Es ließ sich beobachten, dass trotz verringerter Erkennungsrate auf bis zu 80 % nur eine marginal zusätzliche Verunkrautung im Vergleich zu einer vollständigen Erkennung zu finden war, obwohl *Galium aparine* einen hohen Schadenschwellenwert aufweist.

Ein onlinefähiges Unkrauterkenntnisssystem sollte unter einer Risikobewertung betrachtet werden. Es existieren zwei Beschränkungen, die die begrenzte Rechenzeit und eine eingeschränkte Erkennungsrate umfassen. Der nicht benötigte Einsatz von Herbiziden stellt das geringere finanzielle Risiko dar, als kein Einsatz des Herbizids, obwohl die Unkrautschadenschwelle überschritten wurde. Ein onlinefähiges Erkennungssystem sollte sich daher erst für den Herbizideinsatz entscheiden und dann eine Bewertung treffen, ob das Herbizid nicht ausgebracht werden sollte.

9 Ausblick

Wie gezeigt, lassen sich in weitreihigen Kulturen die Methoden der Bildverarbeitung für zweidimensionale Bilder anwenden, da davon ausgegangen wird, dass es nur wenige Überlappungen zwischen Pflanzen gibt. In Kulturen mit geringem Reihenabstand muss jedoch eine Trennung von Pflanzen durchgeführt werden, was nur gelingt, wenn die Höheninformationen ausgewertet werden können. Dazu existieren bereits die beschriebenen Techniken, die stets rechenintensiv ausfallen. Da in diesen Fällen die Höheninformationen vereinfacht durch feste Kamerapositionen erfasst werden können, ist es denkbar, ein Verfahren zu finden, welches diese Informationen schneller gewinnen kann, so dass für die eigentliche Berechnung der einzelnen Pflanzenmerkmale mehr Rechenzeit zur Verfügung steht.

Die Aufnahmetechnik für dreidimensionale Bildaufnahmen kann insbesondere im Hinblick auf die Kosten der Kameras und deren Justierung verbessert werden. Da der Rechenaufwand zur Berechnung der Bilder exponentiell mit der Bildgröße zunimmt, aber die Hersteller der Kamera immer höhere Auflösungen entwickeln, ist es vorstellbar, ein Objektiv zu verwenden, welches zwei Bilder gleichzeitig auf den Bildsensor der Kamera, nebeneinander angeordnet, projiziert. Die Bilder würden dann durch die Unterteilung in Abschnitte getrennt. Die Gewinnung von 3D-Bildern ist Gegenstand der aktuellen Forschung.

Fortschritte in Computertechnik im Bezug auf Rechenzeit könnten dazu führen, dass die Berechnungen schneller ablaufen können. Als nicht portables System wäre dazu das Cloud-computing geeignet. Dafür müssen entsprechende Übertragungssysteme entwickelt werden. Quantencomputer, die besonders schnell rechnen können, sind Gegenstand der Forschung.

10 Literaturverzeichnis

- AARTS, H. F. M. (1986): A computerized model for predicting changes in a population of *Galium aparine*. Proceedings EWRS Symposium: Economic Weed Control, 277 – 284.
- ADELSON, E. H. (1995): Layered Representations for Vision and Video. Proceedings of IEEE Workshop on Representation of Visual Scenes, 3 – 9.
- AHLERS, D. (2003): Pflanzenschutz Praxis. Schreiben Sie alles auf. DLG Mitteilungen Bd. 8, 48 – 49.
- ALLIED VISION TECHNOLOGIES (2005): MARLIN Technical Manual, 52.
- ANDREASEN, C., STREIBIG, J. C. (1990): Impact of soil factors on weed in Danish cereal crops. Proceedings EWRS Symposium: Economic Weed Control, 53 – 59.
- ANONYM (2003): Expertenbefragung beim Pflanzenschutzdienst der Länder. Forschungsbericht des Pflanzenschutzdienstes der Länder.
- AUDENAERT, J. A. R. (1996): Selektive Herbizidapplikation mit dem Selectspray-System. Innovative Verfahren zur Unkrautererkennung, KTBL Arbeitspapier 236, 95-100.
- AULD, B. A., TISDELL, C. A. (1988): Influence of spatial distribution on weeds on crop yield loss. Plant Protection Quarterly, Bd. 3, 81.
- AULICH, S., NORDMEYER, H. (2004): Möglichkeiten einer Differenzierung von Unkrautarten mittels der Chlorophyllfluoreszenzbildanalyse. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten. Sonderheft XIX, 363-369.
- BARRETO, J. P., DANIILIDIS, K. (2005): Fundamental Matrix for Cameras with Radial Distortion. Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05), Bd. 1, 625 – 632.
- BARTELS, J., WAHMHOF, W., HEITEFUSS, R. (1983): So kann der Praktiker Schadschwellen feststellen. DLG Mitteilungen 98, 270 – 274.
- BARTO, A. G., MAHADEVAN, S. (2003): Recent advances in hierarchical reinforcement learning. Discrete Event Systems, Special issue on reinforcement learning, Bd. 13, 41 – 77.
- BEIERLE, C., KERN-ISBERNER, G. (2008): Methoden wissensbasierter Systeme - Grundlagen, Algorithmen, Anwendungen. 4. Auflage, Verlag Vieweg und Teubner, ISBN: 978-3528157234.

- BENNEDESEN, B. S., RASMUSSEN, P. (2001): Plant spectra classification by neural networks. In: Stafford, J. (Hrsg.): Proceedings of the third European conference on precision agriculture, BIOS Scientific Publishers Ltd., 151-156.
- BENVENUTI, S., MACCHIA, M., MIELE, S. (2001): Quantitative analysis of emergence of seedlings from buried weed seeds with increasing soil depth. *Weed Science* 49, 528 – 535.
- BEZEDEK, J. C., SANKAR, K. P. (1992): Fuzzy Models for Pattern Recognition. *IEEE Applications & Practice Magazine* 30, 24 – 36.
- BHATT, R., CARPENTER, G.A., GROSSBERG, S. (2007): Texture segregation by visual cortex: Perceptual grouping, attention, and learning. *Vision Research* 47, 3173 – 3211.
- BILLER, R.H. (1996): Optoelektronik zur Unkrautererkennung – Erste Erfahrungen beim Test unter simulierten Bedingungen und beim Einsatz auf Versuchsflächen, Innovative Verfahren zur Unkrautererkennung, KTBL Arbeitspapier 236, 75-85.
- BILLER, R. H., HOLLSTEIN, A., SOMMER, C. (1997): Precision application of herbicides by use of optoelectronic sensors. *Precision Agriculture*. BIOS Scientific Publishers Ltd., 451 – 458.
- BILLER, R. H. (1998): Pflanzenunterscheidung und gezielter Einsatz von Herbiziden, <http://www.bmelv-forschung.de/fileadmin/sites/FR-Texte/1998/fr-1998-1-11-Pflanzenunterscheidung.pdf>. Zul. abg.: 29. September 2010.
- BILLER, R. H., SCHICKE, R. (2001): Multi-frequency optical identification of different weeds and crops for herbicide reduction in precision agriculture. In: Robert, P.C., Rust, R. H., Larson, W. E. (Hrsg): Proceedings of the 5th International Conference on Precision Agriculture, Bloomington, Minnesota, USA, 1-16.
- BILLER, R. H., TSIAMITROS, A. (2004): The project advanced optoelectronic system (AOS): Part 2: the concept of AOS and the state of development. *Landtechnik* 59, 20 – 21.
- BONGIOVANNI, R., LOWENBERG-DEBOER, J. (2004): Precision Agriculture and Sustainability. *Precision Agriculture*, 359 – 387.
- BRANDHUBER, R., DEMMEL, M., KOCH, H.-J., BRUNOTTE, J. (2008): Bodenschonender Einsatz von Landmaschinen - Empfehlung für die Praxis. DLG-Merkblatt 344.
- BMELV (2005a): Grundsätze für die Durchführung der guten fachlichen Praxis im Pflanzenschutz. Bundesministerium für Verbraucherschutz, Ernährung und Landwirtschaft (BMVEL).
- BMELV (2005b): Reduktionsprogramm chemischer Pflanzenschutz. Bundesministerium für Verbraucherschutz, Ernährung und Landwirtschaft (BMVEL).

- BMELV (2006): Statement on current issues related to EU finances and the EU agricultural budget. *Berichte über Landwirtschaft* 84, 5 – 16.
- BMELV (2008a): Nationaler Aktionsplan zur nachhaltigen Anwendung von Pflanzenschutzmitteln - Risikominderung im Pflanzenschutz. Bundesministerium für Verbraucherschutz, Ernährung und Landwirtschaft (BMVEL).
- BMELV (2008b): Statistisches Jahrbuch über Ernährung, Landwirtschaft und Forsten. Bundesministerium für Verbraucherschutz, Ernährung und Landwirtschaft (BMVEL).
- BORG, E., KLISCH, A., RESSL, R., WLOCZYK, C., ZABEL, E. (2004): Precision Farming: Satellitenfernerkundung für eine nachhaltige Landwirtschaft. *DLR-Nachrichten* 107, 16 – 21.
- BORGER, C. P. D., SCOTT, J. K., RENTON, M., WALSH, M., POWLES, S. B. (2009): Assessment of management options for *Salsola australis* in south-west Australia by transition matrix modelling. *Weed Research* 49, 400–408.
- BRACHMAN, R. J., LEVESQUE, H. J. (2004): Knowledge representation and reasoning. Verlag Morgan Kaufmann Publishers, ISBN: 978-1558609327.
- BRÄUNL, T., FEYRER, S., RAPF, W., REINHARDT, M. (1995): Parallele Bildverarbeitung. Addison-Wesley, Bonn, 99 ff.
- BRUGGER, D., KOHL, M. (2006): Miniatur-Laserscanner für mobile Anwendungen. Dissertation Universität Karlsruhe.
- BURGER, W., BURGE, M. J. (2006): Digitale Bildverarbeitung - Eine Einführung mit Java und ImageJ. Verlag Springer-Verlag, ISBN: 978-3642046032.
- CANNY, J. F. (1986): A computational approach to edge detection. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8, 679 – 698.
- CHO, S., LEE, D., JEONG, J. (2002): AE – Automation and Emerging Technologie: Weed-plant Discrimination by Machine Vision and Artificial Neural Network. *Biosystems Engineering* 83, 275 – 280.
- CHRISTENSEN, S., HEISEL, T., PAICE, M. (1999): Simulation of long term *Alopecurus myosuroides* population using three patch spraying strategies. In: Stafford, J. V. (Hrsg.): Precision Agriculture, 977 – 987.
- COUSENS, R. D. (1986): The use of population models in the study of the economics of weed control. *European Weed Research Society Symposium*, 269 – 276.

- COUSENS, R. D. (1995): Can we determine the intrinsic dynamics of real plant populations? *Functional Ecology* 9, 15 – 20.
- COUSENS, R. D., MORTIMER, M. (1995): Dynamics of weed populations. Cambridge University Press.
- DAMMER, K. H. (2003): Bedarfsorientierte Applikation von Pflanzenschutzmitteln. *Getreide Magazin* 8, 57-59.
- DAVIS, L. S. (1975): A Survey of Edge Detection Techniques. *Computer Graphics and Image Processing* 4, 248 – 270.
- DEIKE, S., PALLUTT, B., CHRISTEN, O. (2005): Langzeitwirkungen von Pflanzenschutzmaßnahmen in Bezug auf die N-Effizienz. *Mitteilungen der Gesellschaft für Pflanzenbauwissenschaften* 17, 361 – 362.
- DIELEMAN, J. A., MORTENSEN, D. A. (1999): Characterising the spatial pattern of *Abutilon theophrasti* seedling patches. *Weed Research* 39, 455 – 467.
- DICKE, D. (2005): Lenkung teilschlagspezifischer Unkrautkontrollverfahren unter Berücksichtigung der Populationsdynamik von Unkräutern mit computergestützten Modellen. Dissertation Universität Bonn.
- DICKE, D., GERHARDS, R., BÜCHSE, A., HURLE, K. (2007): Modeling spatial and temporal dynamics of *Chenopodium album* L. under the influence of site-specific weed control. *Weed Science in Time of Transition* 26, 206 – 211.
- DOBRAS, J. (2004): Klassifikation von Schwingungssignalen technischer Systeme mittels Fuzzy-Methoden. Dissertation Technische Universität Clausthal.
- DOHMEN, B. (1996): Optoelektronisch gesteuerte Applikation von Herbiziden – Erfahrungen mit dem amerikanischen System Weedseeker bei der Unkrautbekämpfung auf Bahngleisen. Innovative Verfahren zur Unkrauterkenntung, KTBL Arbeitspapier 236, 86-94.
- DOYLE, C. J., OSWALD, A. K., HAGGAR, R. J., KIRKHAM, F. W. (1984): A mathematical modelling approach to the study of the economics of controlling *Rumex obtusifolius* in grassland. *Weed Research* 24, 183 – 193.
- DUNKER, M. (2002): Erfassung und Modellierung der kleinräumigen Unkrautverteilung auf Ackerflächen in Abhängigkeit der Bodenvariabilität. Dissertation Technische Universität Braunschweig.
- DZINAJ, T., KLEINE-HÖRSTKAMP, S., LINZ, A., RUCKELSHAUSEN, A., BÖTTGER, O., KEMPER, M., MARQUERING, J., NAESCHER, J., TRAUTZ, D., WISSERODT, E. (1998): Multisensor-System zur Unterscheidung von Nutzpflanzen und Beikräutern. *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVI*, 233 – 242.

- ELKAN, C. (1993): The Paradoxical Success of Fuzzy Logic. Proceedings of the Eleventh National Conference on Artificial Intelligence. MIT Press, 698 – 703.
- ELLENBERG, H., WEBER, H. E., DÜLL, R., WIRTH, V., WERNER, W., PAULISSEN, D. (1992): Zeigerwerte von Pflanzen in Mitteleuropa. Scripta Geobotanica, Bd. XVII.
- ERNST, V. (2003): Zur Diversität von *Galium aparine* L.-Herkünften. Dissertation Universität Hohenheim.
- ERTEL, W. (2009): Grundkurs Künstliche Intelligenz. Friedrich Vieweg & Sohn Verlag.
- FELTON, W. L., DOSS, A. F., NASH, P. G., MCCLOY, K. R. (1991): A microprocessor controlled technology to selectively spot spray weeds. American Society Agricultural Engineering Symposium, 11, 427 – 432.
- FELTON, W. L., ALSTON, C. L., HAIGH, B. M., NASH, P. G., WICKS, G. A. HANSON, G. E. (2002): Using reflectance sensors in agronomy and weed science. Weed Technology 16, 520-527.
- FENG, D., SIU, W. C., ZHANG, H. J. (2003): Multimedia Information Retrieval and Management, Technological Fundamentals and Applications. Springer Verlag.
- FEYAERTS, F., POLLET, P., VAN GOOL, L., WAMBACQ, P. (1999a): Sensor for weed detection based on spectral measurements. Proceedings of the fourth international conference on precision agriculture, 1537 – 1549.
- FEYAERTS, F., POLLET, P., VAN GOOL, L., WAMBACQ, P. (1999b): Vision system for weed detection using hyper-spectral imaging, structural field information and unsupervised training sample collection. Brighton conference – weeds, 607 – 614.
- FLATTER, A., PALLUTT, B. (1996): Modification of thresholds for weed control in winter wheat. In: Laux, W. (Hrsg.): 50th German Meeting on Plant Protection, Nr. 321.
- FÖRSTNER, W., GÜLCH, E. (1987): A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and centres of circular features. ISPRS Intercommission Workshop. Interlaken, 149 – 155.
- FRIEDRICH, G., STUMPTNER, M. (1990): In: Gottlob, G., Frühwirth, T., Horn, W. (Hrsg.): Expertensysteme - Einführung. Springers Angewandte Informatik, 1 – 19.
- GEHRING, K., THYSSEN, S. (2005): Wirkungspotential verschiedener Getreideherbizide gegenüber Klettenlabkraut. Bayerische Landesanstalt für Landwirtschaft, Institut für Pflanzenschutz. <http://www.lfl.bayern.de/ips/landwirtschaft/12954/>. Zul. abg.: 29. September 2010.
- GEHRING, K., THYSSEN, S. (2008): Unkraut-Steckbrief: Kletten-Labkraut. Bayerische Landesanstalt für Landwirtschaft, Institut für Pflanzenschutz.

- <http://www.lfl.bayern.de/ips/landwirtschaft/unkrautsteckbrief/08692/>. Zul. abg.: 29. September 2010.
- GERHARDS, R., WYSE-PESTER, D. Y., MORTENSEN, D. A., JOHNSON, G. A. (1997): Characterising spatial stability of weed populations using interpolated maps. *Weed Science* 45, 108 – 119.
- GERHARDS, R., SÖKEFELD M., NABOUT, A., THERBURG, R. D., KÜHBAUCH, W. (2002): Online weed control using digital image analysis. *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVIII*, 421 – 427.
- GEROWITT, B. (1998): Untersuchungen zur Abnahme des Samenvorrates von *Galium aparine* L. im Boden unter dem Einfluss der Bodenbearbeitung. *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVI*, 91 – 98.
- GEROWITT, B., HEITEFUSS, R. (1990): Weed economic thresholds in the Federal Republic of Germany. *Crop Protection* 9, 323 – 331.
- GESETZ ZUM SCHUTZ DER KULTURPFLANZEN (1998): Pflanzenschutzgesetz in der Fassung der Bekanntmachung vom 14. Mai 1998, BGBl. I S. 971, 1527, 3512, geändert durch Artikel 13 des Gesetzes vom 29. Juli 2009 (BGBl. I s. 2542).
- GILLMAN, M., BULLOCK, J. M., SILVERTOWN, J., CLEAR-HILL, B. (1993): A density-dependent model of *Cirsium vulgare* population dynamics using field-estimated parameter values. *Oecologia* 96, 282 – 289.
- GOLDSMITH, T. H. (2007): Vögel sehen die Welt bunter. *Spektrum der Wissenschaft*, 96 – 103.
- GONZALES, R. C., WOODS, R. E. (2002): *Digital Image Processing*. Prentice Hall, New Jersey, 587 ff.
- GOOGLE INC. (2009): *Google Earth 2009 (v.5.1.3509.4636)*. Stand: 20. Oktober 2009.
- GOTRA, O. N., MESHALKINA, J. L. (2003): Description of humus distribution within one field on the example of arable layer of soddy-podzolic soil. *Vestnik Moskovskogo Universiteta Seriya 17 Pochvovedenie, Nr. 4*, 3 – 4.
- GRUNDY, A. C., MEAD, A., BURSTON, S. (2003): Modelling the emergence response of weed seeds to burial depth: interactions with seed density, weight and shape. *Journal of Applied Ecology* 40, 757 – 770.
- GUTENBERG, E. (1998): *Die Unternehmung als Gegenstand betriebswirtschaftlicher Theorie*. Unveränderter Nachdruck der Auflage von 1929, Gabler Verlag.
- HACK, H., BLEIHOLDER, H., BUHR, L., MEIER, U., SCHNOCK-FRICKE, U., WEBER, E., WITZENBERGER, A. (1992): *Einheitliche Codierung der phänologischen*

- Entwicklungsstadien mono- und dikotyler Pflanzen – Erweiterte BBCH-Skala. Nachrichtenblatt Deutscher Pflanzenschutzdienst, Nr. 44, 265 – 270.
- HANF, M. (1941): Keimung und Entwicklung des Klettenlabkrautes (*Galium aparine L.*) in verschiedener Aussaatiefe. *Angewandte Botanik* 23, 152 – 163.
- HANKS, J. E., BECK, J. L. (1998): Sensor controlled hooded sprayer for row crops. *Weed Technology* 12, 308-314.
- HARRIS, C. G., STEPHENS, M. (1988): A combined corner and edge detector. 4th Alvey Vision Conference, 147 – 151.
- HASKELL, R. E. (1998): Neuro-Fuzzy Classification and Regression Trees. Third International Conference on Applications of Fuzzy Systems and Soft Computing, 5 – 7.
- HAUN, M. (2007): *Handbuch Robotik: Programmieren und Einsatz intelligenter Roboter*. Springer Verlag.
- HÄUSLER, A., NORDMEYER, H. (1999): Characterizing spatial and temporal dynamics of weed seedling populations. *Proceedings 2nd European Conference on Precision Agriculture*. Sheffield Academic Press, 463 – 472.
- HÄUSLER, A. (2002): *Herbologische und verfahrenstechnische Grundlagen einer teilflächenspezifischen Unkrautbekämpfung*. Dissertation Universität Hannover.
- HEINZE, S., RAUPP, J., JÖRGENSEN, R. G. (2010): Effects of fertilizer and spatial heterogeneity in soil pH on microbial biomass indices in a long-term field trial of organic agriculture. *Plant and Soil* 328, 203 – 215.
- HEITEFUSS, R. H., BODENDÖRFER, H., GEROWITT, B. (1994): Langfristige Entwicklung und Simulation der Verunkrautung in der Fruchtfolge Rügen-Winterweizen-Wintergerste bei unterschiedlicher Häufigkeit der Bekämpfung und unter Berücksichtigung von Schadensschwellen. In: Heitefuss, R. (Hrsg.): *Integrierte Pflanzenproduktion II*, 214 – 229.
- HEMMING, J. (2000): *Computer vision for identifying weeds in crops*, Dissertation Universität Hannover.
- HERPPICH, W. B. (2001): Einsatzmöglichkeiten der Chlorophyllfluoreszenzbildanalyse in der gartenbaulichen Forschung. *Computer-Bildanalyse in der Landwirtschaft*, Workshop. *Bornimer Agrartechnische Berichte* 26, 91 – 104.
- HIRDINA, F. (1959): Beiträge zur Biologie und Bekämpfung des Klettenlabkrautes (*Galium aparine L.*). In: *Zeitschrift für Acker- und Pflanzenbau* 109, 173 – 197.
- HOLUB, O. (2003): *Fluorescence lifetime imaging at video rate – a new technique in photosynthesis research*. Dissertation Technische Universität Berlin.

- HOLZNER, W. (1981): Ackerunkräuter - Bestimmung, Verbreitung, Biologie und Ökologie, Leopold Stocker Verlag.
- HU, M. K. (1962): Visual Pattern Recognition by Moment Invariants. IRE Trans. Info. Theory 8, 179 – 187.
- HUMMEL, J. W., YU, J. (1999): Spectral reflectance pattern recognition for segmenting corn plants and weeds. Proceedings of the fourth international conference on precision agriculture, USA, 1523 – 1537.
- HURLE, K. (1993): Integrated management of grass weeds in arable crops. Brighton Crop Protection Conference – Weeds, 81 – 88.
- JÄHNE, B. (2005): Digitale Bildverarbeitung. Springer Verlag, Berlin.
- JAFARI, A., MOHTASEBI, S. S., JAHROMI, H. E., OMID, M. (2006): Weed detection in sugar beet fields using machine vision. International Journal of Agriculture and Biology, 602 – 605.
- JORDAN, N. (1992): Weed demography and population dynamics: Implications for threshold management. Weed Technology 6, 184 – 190.
- KEES, H., GEHRING, K. (2001): Integrierter Pflanzenschutz - Leitunkräuter im Getreide, Bayerische Landesanstalt für Landwirtschaft. http://www.lfl.bayern.de/publikationen/daten/merkblaetter_url_1_21.pdf. Zul. abg.: 29. September 2010.
- KERÄNEN, M., ARO, E. M., TYYSTJÄRVI, E. (2003): Automatic plant identification with chlorophyll fluorescence fingerprinting. Precision Agriculture, Kluwer Academic Publishers 4, 53 – 67.
- KIELHORN, A., DZINAJ, T., GELZE, F., GRIMM, J., KLEINE-HARTLAGE, H., KLEINE-HÖRSTKAMP, S., KUNTZE, W., LINZ, A., NAESCHER, J., NARDMANN, M., RUCKELSHAUSEN, A., TRAUTZ, D., WISSERODT, E. (2000): Beikrautregulierung in Reihenkulturen – Sensorgesteuerte Querhacke im Mais. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVII, 207-215.
- KIRSCH, R. A. (1971): Computer determination of the constituent structure of biological images. Computers in Biomedical Research 4, 315 – 328.
- KITCHEN, L., ROSENFELD, A. (1982): Gray-level corner detection. Pattern Recognition Letters 1, 95 – 102.
- KOCH, W. (1969): Einfluss von Umweltfaktoren auf die Samenphase annualer Unkräuter, Dissertation Universität Hohenheim.

- KOCON, A., PODOLSKA, G. (2008): The effect of water deficiency in soil on yield and grain quality of chosen winter wheat cultivars. *Fragmenta Agronomica* 25, 167 – 176.
- KREMER, B. P. (2005): Steinbachs großer Pflanzenführer. Eugen Ulmer Verlag, Stuttgart.
- KROPFF, M. J., WALLINGA, J., LOTZ, L. A. P. (1996): Weed population dynamics. In: Brown, H., Cussans, G. W., Devine, M. D., Duke, S. O., Fernandez-Quintanilla, C., Helweg, A., Labrada, R. E., Landes, M., Kudsk, P., Streibig, J. C. (Hrsg.): Second International Weed Control Congress Copenhagen, Dänemark, 3 – 14.
- KTBL (2001): Precision Farming im Pflanzenschutz am Beispiel der Unkrautbekämpfung. Kuratorium für Technik und Bauwesen in der Landwirtschaft, KTBL-Schrift 402, 1 – 43.
- KUNISCH, M., LINKE, K. H., RICHTER, O., KOCH, W. (1991): Inclusion of conceptual modelling in studies on the population dynamics of the genus *Striga*. *Angewandte Botanik* 65, 45 – 57.
- KUNISCH, M. (2002): Precision Farming in der Unkrautbekämpfung? *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVIII*, 415 – 420.
- LAUDIEN, R., DOLUSCHITZ, R. (2005): GIS based documentation in the sugar industry and its uses: The Sugarbeet Management Information System (SuMIS). *Zeitschrift für Agrarinformatik* 13, 55 – 63.
- LEE, W. S., SLAUGHTER, C., GILES, K. (1999): Robotic Weed Control System for Tomatoes. *Precision Agriculture* 1, 95 – 113.
- LETTNER, J., HANKS, K., WAGNER, P. (2001): Ökonomische Potentiale der teilschlagspezifischen Unkrautbekämpfung. *Berichte über Landwirtschaft* 79, 107 – 139.
- LINTELL-SMITH, G., FRECKLETON, R. P., FIRBANK, L. G., WATKINSON, A. R. (1999): The population dynamics of *Anisantha sterilis* in winter wheat: Comparative demography and the role of management. *Journal of Applied Ecology* 36, 455 – 471.
- LIU, X., LI, M., SUN, Y., DENG, X. (2010): Support vector data description for weed/corn image recognition. *Journal of Food Agriculture and Environment* 8, 214 – 219.
- LÓPEZ-GRANADOS, F., GARCIA-TORRES, L. (1997): Modelling the demography of crenate broomrape (*Orobanche crenata*) as affected by broad bean (*Vicia faba*) cropping frequency and planting date. *Weed Science* 45, 261 – 268.
- LÓPEZ-GRANADOS, F., PEÑA-BARRAGÁN, J. M., JURADO-EXPÓSITO, M., FRANCISCO-FERNÁNDEZ, M., CAO, R., ALONSO-BETANZOS, A., FONTENLA-ROMERO, O. (2007): Multispectral classification of grass weeds and wheat (*Triticum durum*) using

- linear and nonparametric functional discriminant analysis and neural networks. *Weed Research* 48, 28 – 37.
- LUCAS, B., KANADE, T. (1981): An iterative image registration technique with an application to stereo vision. *Proceedings International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vancouver*, 674 – 679.
- LUTMAN, P. J. W. (2002): Estimation of seed production by *Stellaria media*, *Sinapsis arvensis* and *Tripleurospermum inodorum* in arable crops. *Weed Research* 42, 359 – 369.
- LUTMAN, P. J. W., CUSSANS, G. W., WRIGHT, K. J., WILSON, B. J., WRIGHT, G. M., LAWSON, H. M. (2001): The persistence of seeds of 16 weed species over six years in two arable fields. *Weed Research* 42, 231 – 241.
- MAKOWSKI, D., CHAUVEL, B., MUNIER-JOLAIN, N. (2010): Improving a weed population model using a sequential Monte Carlo method. *Weed Research* 50, 373 – 382.
- MANLOVE, R. J., MORTIMER, A. M., PUTWAIN, P. D. (1982): Modelling wild oat populations and their control. *British Crop Protection Conference Weeds*, 749 – 756.
- MARR, D., HILDRETH, E. (1980): Theory of edge detection. *Proceedings Research Society* 207, 187 – 217.
- MASLOW, A. H. (1943): A Theory of Human Motivation. *Psychological Review*, 370 – 396.
- MEIER, U. (2001): Entwicklungsstadien mono- und dikotyler Pflanzen – BBCH Monografie. Biologische Bundesanstalt für Land und Forstwirtschaft. Online: http://www.jki.bund.de/fileadmin/dam_uploads/_veroeff/bbch/BBCH-Skala_deutsch.pdf, Stand 19. Januar 2011.
- MEINERT, G., MITTNACHT, A. (1992): Integrierter Pflanzenschutz. Eugen Ulmer Verlag.
- MERCIER, B., MENEVEAUX, D. (2005): Shape from Silhouette: Image Pixels for Marching Cubes. *The Journal of WSCG* 13, 112 – 118.
- MERKL, A., PETROV, A. (2005): Fokussierungs-Analyse – Extraktion von 3D Informationen aus Bildfolgen, Dokumentation zur GD-Projektarbeit, Fachhochschule Regensburg.
- MERKES, R., COENEN, H., HESSE, F., SCHUTZ, G. (2003): State of the production techniques in sugarbeet - Results of the 2002 survey. *Zuckerindustrie* 128, 425 – 433.

- MILSNA, P. A., RODRIGUEZ, J. J. (2000): Gradient and Laplacian-Type Edge Detection. In: Bovik, A. (Hrsg.): Handbook of Image and Video Processing, Academic Press, 415 – 431.
- MINKSY, M., PAPERT, S. (1969): Perceptrons. MIT Press, Cambridge, MA.
- MORAY, R., BUCHSE, A., HURLE, K. (2003): *Bromus* species in winter wheat-population dynamics and competitiveness. Communications in Agricultural and Applied Biological Sciences 68, 341 – 352.
- MORTIMER, A. M., PUTWAIN, P. D. (1984): The prediction of weed infestations: Concepts and approaches. Bulletin European and Mediterranean Plant Protection Organization 14, 439 – 446.
- MOSS, S. R. (1990): The seed cycle of *Alopecurus myosuroides* in winter cereals: a quantitative analysis. Proceedings EWRS Symposium, 27 – 35.
- NETO, J. C., MEYER, G. E., JONES, D. D., SAMAL, A. K. (2006): Plant species identification using Elliptic Fourier leaf shape analysis. Computers and electronics in agriculture 50, 121 – 134.
- NGUYEN, C. T., HAVLICEK, J. P. (2008): AM-FM image filters. Proceedings of International Conference on Image Processing, 789 – 792.
- NIEDERSÄCHSISCHES LANDESVERWALTUNGSAMT (1968): Landesvermessung: Bodenkarte auf der Grundlage der Bodenschätzung, Helmstedt-Südwest. Maßstab des Originals - 1:5.000.
- NIEMANN, P. (1981): Schadschwellen in der Unkrautbekämpfung. Angewandte Wissenschaft, Reihe A, Nr. 257, 1 – 116.
- NIEMANN, P. (1985): Unkrautkartierung - ein weiterer Schritt zur gezielten Bekämpfung. Gesunde Pflanzen 37, 86 – 90.
- NIEMANN, P. (1986): Mehrjährige Anwendung des Schadensschwellenprinzips bei der Unkrautbekämpfung auf einem landwirtschaftlichen Betrieb. Proceedings of the EWRS Symposium on Economic Weed Control, 385 – 392.
- NOELL, C. (2002): Nachhaltigkeitsstrategien der Landwirtschaft aus ökonomischer Sicht. Bonn: Fördergemeinschaft Nachhaltige Landwirtschaft e.V., 59 – 63.
- NORDBO, E., CHRISTENSEN, K., KRISTENSEN, K. (1995): Teilflächen-Unkrautmanagement. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz 102, 75 – 85.
- NORDMANN, A. (2007): Wikimedia Commons, lizenziert unter GNU-Lizenz für freie Dokumentation. <http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/7/7f/Epipolargeometrie.svg>. Stand: 20. Oktober 2009.

- NORDMEYER, H., HÄUSLER, A. (2000): Erfahrungen zur teilflächenspezifischen Unkrautbekämpfung in einem Praxisbetrieb. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVII, 195 – 205.
- NORDMEYER, H., ZUK, A. (2002): Teilflächenunkrautbekämpfung in Winterweizen. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz. Sonderheft XVIII, 459 – 466.
- NORDMEYER, H. (2005): Side specific weed control and spatial distribution of weed seedbank. In: Stafford, J. (Hrsg.): Precision Agriculture, Wageningen Academic Publishers, 139 – 146.
- NORDMEYER, H., AULICH, S., KLUGE, A. (2005): Weed identification with chlorophyll fluorescence image analysis. In: Stafford, J. (Hrsg.): Precision Agriculture. Wageningen Academic Publishers, 147 – 154.
- NORDMEYER, H. (2006): Patchy weed distribution and site-specific weed control in winter cereals. In: Stafford, J. (Hrsg.): Precision Agriculture. Wageningen Academic Publishers, Bd. 7, 219 – 231.
- NORREMARK, M., GRIEPENTROG, H. W., NIELSEN, J., SØGAARD, H. T. (2008): The development and assessment of the accuracy of an autonomous GPS-based system for intra-row mechanical weed control in row crops. Biosystems Engineering 101, 396 – 410.
- OEBEL, H., GERHARDS, R. (2005): Site-specific weed control using digital image analysis and georeferenced application maps: On-farm experiences. In: Stafford, J. (Hrsg.): Precision Agriculture. Wageningen Academic Publishers, 231 – 238.
- OEBEL, H. (2006): Teilschlagspezifische Unkrautbekämpfung durch raumbezogene Bildverarbeitung im Offline- (und Online-) Verfahren. Dissertation Universität Hohenheim.
- PALLUTT, B., RÖDER, W. (1992): Improving the accuracy of forecasting weed-related yield losses on sandy soil in winter cereals. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XIII, 129 – 137.
- PANAIT, L., LUKE, S. (2005): Cooperative Multi-Agent Learning: The State of the Art. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems 11, 387 – 434.
- PEARL, J. (1988): Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. Networks of Plausible Inference. Morgan Kaufmann Verlag.
- PEREZ, A. J., LOPEZ, F., BENLLOCH, J. V., CHRISTENSEN, S. (2000): Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. Computers and Electronics in Agriculture 25, 197 – 212.

- PFLANZENSCHUTZGESETZ (2009): Gesetz zum Schutz der Kulturpflanzen (Pflanzenschutzgesetz - PflSchG) in der Fassung der Bekanntmachung vom 14. Mai 1998 (BGBl. I S. 971, 1527, 3512), geändert durch Artikel 13 des Gesetzes vom 29. Juli 2009 (BGBl. I S. 2542).
- PHILIPP, I. (2003): Development and use of automatic weed detection in sugar beet based on image processing. Dissertation Universität Hannover.
- PIETIKAINEN, M., ROSENFELD, A. (1981): Image segmentation by texture using pyramid node linking. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 11, 822 – 825.
- PUPPE, F. (1990): Problemlösungsmethoden in Expertensystemen. Springer Verlag.
- RATHOD, N. D., INDULKAR, B. S., KADAM, G. R., GHUBE, N. B. (2010): Influence of Various Organic Sources on Physico-Chemical Properties of Soil and Availability of Nutrients to Tomato. *Agricultural and Biological Research* 26, 96 – 103.
- RICHARD, R., STOTTLER, R. BALL, B, TASOLUK, C. (2006): Intelligent track analysis on navy platforms using soft computing. *Fuzzy logic and applications* 3849, 195 – 204.
- RICHTER, O., ZWERGER, P. (1999): Temporal and spatial dynamics of herbicide resistance: A new approach combining population dynamics, population genetics and cellular automata. *Proceedings Symposium Pesticide Chemistry XI*, 599 – 608.
- RICHTER, O., BÖTTCHER, U., ZWERGER, P. (2000): Modellierung der Ausbreitung von herbizidresistenten Unkräutern durch Kopplung eines populationsgenetischen Modells mit zellulären Automaten. *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVII*, 329 – 336.
- RITTER, C., GERHARDS, R. (2008): Population dynamics of *Galium aparine* L. and *Alopecurus myosuroides* Huds. under the influence of site-specific weed management. *Journal for Plant Diseases and Plant Protection Special Issue XXI*, 209 – 214.
- ROBERTS, H. A. (1964): Emergence and longevity in cultivated soil of seeds of some annual weeds. *Weed Research* 4, 296 – 307.
- ROBERTS, L. G. (1965): Machine perception of three-dimensional solids. In: Tippet, J. T. (Hrsg.): *Optical and Electro-Optical Information Processing*. MIT Press. Cambridge, 159 – 197.
- ROBERTS, H. A., FEAST, P. M. (1972): Fate of seeds of some annual weeds in different depths of cultivated and undisturbed soil. *Weed Research* 12, 316 – 324.
- ROSENBLATT, F. (1958): The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. In: *Psychological Review* 65, 386 – 408.

- RUCKELSHAUSEN, A., DZINAJ, T., GELZE, F., KLEINE-HOERSTKAMP, S., LINZ, A., MARQUERING, J. (1999): Microcontroller-based multi-sensor system for online crop/weed detection. Brighton Conference on Weeds, 601 – 606.
- RUCKELSHAUSEN, A., KLOSE, R., LINZ, A., MARQUERING, J., THIEL, M., TOLKE, S. (2006): Autonomous robots for weed control. Journal for Plant Diseases and Plant Protection, 173 – 180.
- RUSSEL, S., NORVIG, P. (2003): Artificial Intelligence: A Modern Approach. Prentice-Hall.
- SAGAR, G. R., MORTIMER, A. M. (1976): An approach to the study of the population dynamics of plants with special reference to weeds. Applied Biology 1, 1 – 47.
- SANDT, N., RICHTER O., NORDMEYER H. (2008): Ein raum-zeitliches Modell zur Simulation der Populationsdynamik von Unkräutern in Hinblick auf ihre Anwendung für die Entwicklung umweltschonender Bekämpfungsstrategien. Journal of Plant Diseases and Protection, Special Issue XXI, 203-208.
- SANTANA, F. S., SARAIVA, A. M. (2009): SOC & SOA in Ecological Niche Modelling and Agribusiness: Discussion and Case Studies. In: 7th World Congress on Computers in Agricultural, 22 – 24.
- SCHALLER, M., WEIGEL, H.-J. (2007): Analyse des Sachstands zu Auswirkungen von Klimaveränderungen auf die deutsche Landwirtschaft und Maßnahmen zur Anpassung. Landbauforschung Völkenrode, Sonderheft 316.
- SCHMID, C., MOHR, R., BAUCKHAGE, C. (2000): Evaluation of Interest Point Detectors. International Journal of Computer Vision, 151 – 172.
- SCHNELL, H., KUNISCH, M., SAXENA, M. C., SAUERBORN, J. (1996): Simulation of the seed bank dynamics of *Orobanche crenata Forsk.* in some crop rotations common in northern Syria. Experimental Agriculture 32, 395 – 403.
- SCHÖNEBURG, E., HANSEN N., GAWELCZYK A. (1990): Neuronale Netzwerke, Markt und Technik Verlag, München.
- SCHREER, O. (2008): Stereoanalyse und Bildsynthese. Springer Verlag, Berlin.
- SCHWARTZ, O., QUINN, A. (1996): Fast and accurate texture-based image segmentation. Proceedings of International Conference on Image Processing 1, 121 – 124.
- SHEA, K., KELLY, D. (1998): Estimating biocontrol agent impact with matrix models: *Carduus nutans* in New Zealand. Ecological Applications 8, 824 – 832.
- SHEA, K., KELLY, D. (2004): Modeling for management of invasive species: Musk thistle (*Carduus nutans*) in New Zealand. Weed Technology 18, 1338 – 1341.

- SLAUGHTER D. C., GILES, D. K., DOWNEY, D. (2008): Autonomous robotic weed control systems: A review. *Computers and Electronics in Agriculture* 61, 63 – 78.
- SMITH, S. M., BRADY, J. M. (1997): SUSAN - A new Approach to Low Level Image Processing. *International Journal of Computer Vision*, 23, 45 – 78.
- SØGAARD, H. T., HEISEL, T. (2002): Machine vision identification of weed species based on active shape models. 12th EWRS Symposium. Wageningen, 402 – 403.
- SØGAARD, H. T., OLSEN, H. J. (2003): Determination of crop rows by image analysis without segmentation. *Computers and Electronics in Agriculture* 38, 141 – 158.
- SØGAARD, H. T. (2005): Weed classification by active shape models. *Biosystems Engineering* 91, 271 – 281.
- SÖKEFELD, M., HLOBEN, P., SCHULZE LAMMERS, P. (2004): Möglichkeiten und Grenzen der Direkteinspeisung von Pflanzenschutzmitteln zur teilflächenspezifischen Unkrautkontrolle. *Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XIX*, 431 – 437.
- SÖKEFELD, M., GERHARDS, R. (2004b): Automatische Unkrautkartierung mit digitaler Bildverarbeitung. *Landtechnik* 59, 154 – 155.
- SPRINGER, C. E. (1964): *Geometry and Analysis of Projective Spaces*. Freeman (San Francisco).
- STATISTISCHES BUNDESAMT (2009): Landwirtschaftliche Bodennutzung - Landwirtschaftlich genutzte Flächen. *Fachserie 3*, <http://www.destatis.de>, Zul. abg.: 29. September 2010.
- STRUTZ, T. (2005): *Bilddatenkompression: Grundlagen, Codierung, Wavelets*. Vieweg Verlag, Wiesbaden.
- SZELISKI, R. (1993): Rapid octree construction from image sequences. *GVGIP: Image Understanding* 1, 23 – 32.
- TAYLOR, K. (1999): *Galium aparine L.* *Journal of Ecology* 87, 713 – 730.
- TIMMERMANN, C., GERHARDS, R., KÜHBAUCH, W. (2003): The economic impact of site-specific weed control. *Precision Agriculture* 4, 249 – 260.
- TOEWS, T. (2005): *Ökonomik teilflächenorientierter Unkrautbekämpfung*. Dissertation Universität Gießen.
- TRAVIS, D. (1991): *Effective Color Displays. Theory and Practice*. Academic Press.
- TRIMBLE NAVIGATION LTD. (2010): Video: WeedSeeker in Action. <http://www.greenseeker.com/video.html>, Stand: 10. März 2010.

- UHL, W., BILLER, R. H. (2001): Zielsicher Herbizide sparen. Das deutsche Weinmagazin 22, 28 – 31.
- VRINDTS, E., DE BAERDEMAEKER, J., RAMON, H. (1999): Weed detection using canopy reflectance. In: Stafford, J. (Hrsg.): Second European Conference on Precision Agriculture 1, BIOS Scientific Publishers, 257 – 264.
- VRINDTS, E. (2000): Automatic recognition of weeds with optical techniques as a basis for site-specific spraying. Dissertation, Katholische Universität Leuven, Belgien.
- WAHMHOF, W. (1983): Versuche zur praktischen Anwendung von Schadensschwellen für Unkräuter in Wintergerste. Dissertation Universität Göttingen.
- WAHMHOF, W., HEITEFUSS, R. (1985): Untersuchungen zur Anwendung von Schadensschwellen für Unkräuter in Wintergerste. Einflussfaktoren und Prognosemöglichkeiten der Entwicklung von Unkrautbeständen. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft X, 487 – 490.
- WARTENBERG, G., DAMMER, K. H. (2001): Site-specific real time application of herbicides in practice. In: John Stafford (Hrsg.): Proceedings of the third European conference on precision agriculture, BIOS Scientific Publishers, 617 – 622.
- WARTENBERG, G., DAMMER, K. H. (2002): Erfahrungen bei der Verfahrensentwicklung zur teilflächenspezifischen Herbizidanwendung in Echtzeit. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XVIII, 443 – 450.
- WEIS, M., GERHARDS, R. (2007): Feature extraction for the identification of weed species in digital images for the purpose of site-specific weed control. Precision Agriculture, 537 – 544.
- WELLMANN, A., FEUCHT, D. (2002): Control of *Alopecurus myosuroides* Huds. and *Apera spica-venti* (L.) Beauv. with propoxycarbazonosodium. Pflanzenschutz Nachrichten 55. 273 – 281.
- WOEBBECKE, D. M., MEYER, G. E., VON BARGEN, K., MORTENSEN, D. A. (1995): Color indices for weed identification under various soil, residue and lighting conditions. Transactions of the American Society of Agricultural Engineers 38, 259 – 269.
- YANG, C. C., PRASHER, S. O., LANDRY, J. A., PERRET, J., RAMASWAMY, H. S. (2000): Recognition of weeds with image processing and their use with fuzzy logic for precision farming. Canadian Agricultural Engineering 42, 195 – 200.
- YANG, W. L., HOLMEN, B. A. (2008): Relative effects of surfactants and humidity on soil/air desorption of chloroacetanilide and dinitroaniline herbicides. Environmental Science and Technology 42, 6843 – 6848.
- ZELL, A. (1994): Simulation neuronaler Netze. Addison-Wesley Verlag.

- ZUK, A., NORDMEYER, H., FILSER, J. (2003): Ecological effects of site-specific weed control: Weed distribution and occurrence of *Collembola* in the soil. In: Stafford, J., Werner, A. (Hrsg.): Precision Agriculture, Wageningen, Academic Publishers, 765 – 770.
- ZWARGER, P., HURLE, K. (1988): Simulationsstudien zum Einfluss von Fruchtfolge und Bekämpfungsmassnahmen auf die Verunkrautung. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XI, 71 – 82.
- ZWARGER, P., HURLE, K., KEMMER, A. (1990): Untersuchungen zum Einfluss von Fruchtfolge und Anbauintensität auf die Entwicklung des Unkrautsamengehaltes im Boden. Proceedings of the European Weed Research Society, Integrated Weed Management in Cereals, 127 – 133.
- ZWARGER, P. (1993): Modellierung und Simulation der Populationsdynamik von annualen Unkräutern. In: Hurle, K., Kemmer, A. (Hrsg.): Berichte aus dem Fachgebiet Herbiologie der Universität Hohenheim, 33, S. 151.
- ZWARGER, P. (1995): Unkraut oder Wildkraut - Ein Diskussionsbeitrag zum Begriff und Wesen des Unkrauts. Nachrichtenblatt Deutscher Pflanzenschutzdienst 47, 321 – 325.
- ZWARGER, P., AMMON, H. U. (2002): Unkraut - Ökologie und Bekämpfung. Eugen Ulmer GmbH & Co.
- ZWARGER, P., MALKOMES, H.-P., NORDMEYER, H., SÖCHTING, H.-P., VERSCHWELE, A. (2004): Unkrautbekämpfung: Gegenwart und Zukunft – aus deutscher Sicht. Zeitschrift für Pflanzenkrankheiten und Pflanzenschutz, Sonderheft XIX, 27 – 38.

11 Anhang

11.1 Liste der verwendeten Unkrautarten

BBCH-Code	Wissenschaftlicher Name	Deutscher Name
APESV	<i>Apera spica-venti</i> (L.) P.B.	Gemeiner Windhalm
CHEAL	<i>Chenopodium album</i> L.	Weißer Gänsefuß
GALAP	<i>Galium aparine</i> L.	Kletten-Labkraut
LAMAM	<i>Lamium amplexicaule</i> L.	Stängelumfassende Taubnessel
MATCH	<i>Matricaria recutita</i> L.	Echte Kamille
SOLNI	<i>Solanum nigrum</i> L.	Schwarzer Nachtschatten
STEME	<i>Stellaria media</i> (L.) Vill.	Vogel-Sternmiere
THLAR	<i>Thlaspi arvense</i> L.	Acker-Hellerkraut
VERHE	<i>Veronica hederifolia</i> L.	Efeu-Ehrenpreis
VIOAR	<i>Viola arvensis</i> Murray	Acker-Stiefmütterchen

11.2 Natives Interface zwischen C und Java

```

1:#include "stdafx.h" // Standard-Includes
2:#include <jni.h> // Includes für Java-JNI
3:#include <conio.h> // console and port I/O
4:#include <fgcamera.h> // fgcamera.dll
5:#include "natives_MarlinInputStream.h" // Java-native-Klasse
6:
7:#ifndef ULONG
8:#define ULONG unsigned long
9:#endif
10:
11://#define ZUSATZ
12:
13: CFGCamera Camera,
14: UINT32 Result,
15: FGNodeInfo NodeInfo[3],
16: UINT32 NodeCnt,
17: FGFrame Frame,
18: unsigned int aktuellePosition = 0,
19: unsigned int letztePosition = 0,
20:
21:
22:// ----- Routinen für JAVA -----
-----
23:
24:// Initialisierung der CFGCamera-Klasse und Verbindung
25:// mit der Kamera. Konfiguration Objekt/Kamera auf DCAM-Standard.
26:// DMA-Modus zum Datenauslesen eingestellt. JAVA,

```

```

27:// Meldung, ob Erfolg.
28:JNIEXPORT jboolean JNICALL
Java_natives_MarlinInputStream_konfiguriereKamera(JNIEnv *, jobject,
jintArray, jint){
29: Result = FGInitModule(NULL), // Das Modul initialisieren
30:
31: if (Result == FCE_NOERROR) { // Verbindungsliste holen
32: Result = FGGetNodeList(NodeInfo, 3, &NodeCnt),
33: }
34:
35: if (Result == FCE_NOERROR && NodeCnt) {
36: Result = Camera.Connect(&NodeInfo[0].Guid), // Mit Gerät
verbinden
37: }
38: // Kamera auf DCAM-Format konfigurieren
39: Camera.SetParameter(FGP_ENUMIMAGEFORMAT, 0x80000000),
40: UINT32 Result2 = Camera.SetParameter(FGP_IMAGEFORMAT,
MAKEDCAMFORMAT(7,4,0)),
41: // Den DMA-Modus für ONE-Shot konfigurieren
42: UINT32 Result3 = Camera.SetParameter(FGP_DMAMODE, DMA_LIMP),
43:
44: if ((Result2 + Result3) == 0) { // JAVA, erfolgreich
45: return 1,
46: } else {
47: return 0,
48: }
49:}
50:
51:// DMA-Modus anstellen, Kamera starten
52:// JAVA informieren
53:JNIEXPORT jboolean JNICALL
Java_natives_MarlinInputStream_starteKamera(JNIEnv *, jobject){
54: if (Result == FCE_NOERROR) {
55: Result = Camera.OpenCapture(), // Starte DMA logic
56: }
57: if (Result == FCE_NOERROR) { // Starte Kamera
58: Result = Camera.StartDevice(),
59: }
60: if (Result == FCE_NOERROR) { // JAVA informieren
61: return 1,
62: } else {
63: return 0,
64: }
65:}
66:
67:// Kopieren des Bilds aus der DMA-Queue in einen Speicherbereich
68:// auf den nachher von JAVA über das JNI-Interface zugegriffen wird
69:// Gepuffertes Streaming-Objekt erstellen.
70:JNIEXPORT jboolean JNICALL
Java_natives_MarlinInputStream_macheBild(JNIEnv *, jobject){
71: if (Result==FCE_NOERROR && !kbhit()) {
72: Result=Camera.PutFrame(NULL), // Leeres Frame in die
73: Result=Camera.GetFrame(&Frame,500), // DMA-Queue packen.

```

```

74:
75:     if(Result==FCE_NOERROR) {
76:         // printf("Frame received (%02X %02X %02X %02X ...)\n",
77:         // -----
78:         aktuellePosition = 0,
79:         letztePosition = Frame.Length,
80:         return 1,
81:     } else {
82:         return 0,
83:     }
84: } else {
85:     return 0,
86: }
87:}
88:
89:// Die Funktion macht das, was man zum Ende des Programms braucht.
90:JNIEXPORT jboolean JNICALL
Java_natives_MarlinInputStream_stoppeKamera(JNIEnv *, jobject){
91:     aktuellePosition = 0,
92:     letztePosition = 0,
93:     Camera.StopDevice(),           // hält die Kamera an
94:     Camera.CloseCapture(),        // beendet die DMA-Logik
95:     FGExitModule(),               // räumt auf
96:     return 1,
97:}
98:
99:// ----- Implementierung eines Buffers für JAVA -----
-----
100:
101:JNIEXPORT jint JNICALL Java_natives_MarlinInputStream_read__(JNIEnv
*, jobject){
102:     jint zurueck = -1,
103:     if (aktuellePosition <= letztePosition) {
104:         zurueck = (jint)Frame.pData[aktuellePosition],
105:         aktuellePosition++,
106:     }
107:     return zurueck,
108:}
109:
110:JNIEXPORT jint JNICALL
Java_natives_MarlinInputStream_read__3B(JNIEnv *env, jobject,
jbyteArray b){
111:     int arrayGroesse = env->GetArrayLength(b), // Maximum des
Streams?
112:     int imPuffer = letztePosition - aktuellePosition,
113:     if (imPuffer == 0) { // 1. Puffer ist leer
114:         return -1,
115:     } else {
116:         if (imPuffer < arrayGroesse) { // 2. Puffer ist voll
117:
118:             // Jetzt wirds c++ typisch
119:             jbyte *bArray = 0, // Zeiger definieren und
sichern

```

```

120:         bArray = new jbyte[imPuffer], // Array mit ... Elementen
erzeugen
121:         for (int i=0, i<imPuffer, i++){
122:             bArray[i] =
(jbyte)Frame.pData[i+aktuellePosition],
123:         }
124:         env->SetByteArrayRegion(b,0,imPuffer,bArray),
125:         env->ReleaseByteArrayElements(b,bArray,JNI_ABORT),
126:         delete[] bArray, // Freigabe des
Speichers
127:         bArray = 0, // Zeiger sichern
128:         aktuellePosition = letztePosition,
129:         return imPuffer,
130:     } else { // 3. Puffer ist voll
131:         // Jetzt wirds c++ typisch
132:         jbyte *bArray = 0, // Zeiger definieren und
sichern
133:         bArray = new jbyte[arrayGroesse], // Array mit ... Elementen
erz.
134:         for (int i=0, i<arrayGroesse, i++){
135:             bArray[i] =
(jbyte)Frame.pData[i+aktuellePosition],
136:         }
137:         env->SetByteArrayRegion(b,0,arrayGroesse,bArray),
138:         env->ReleaseByteArrayElements(b,bArray,JNI_ABORT),
139:         delete[] bArray, // Freigabe des
Speichers
140:         bArray = 0, // Zeiger sichern
141:         aktuellePosition = aktuellePosition + arrayGroesse,
142:         return arrayGroesse,
143:     }
144: }
145: }
146: }
147: }
148:
149: JNIEXPORT jlong JNICALL Java_natives_MarlinInputStream_skip(JNIEnv
*, jobject, jlong skip){
150:     if (skip < 1) {
151:         return 0,
152:     } else {
153:         int imPuffer = letztePosition - aktuellePosition,
154:         if (skip > imPuffer) { // mehr überspringen als
da ist
155:             aktuellePosition = letztePosition + 1,
156:             return imPuffer,
157:         } else { // überspringen möglich
158:             aktuellePosition = aktuellePosition + skip - 1,
159:             return skip,
160:         }
161:     }
162: }
163:

```

```

164:JNIEXPORT jint JNICALL
Java_natives_MarlinInputStream_available(JNIEnv *, jobject){
165:   int imPuffer = letztePosition - aktuellePosition,
166:   if (imPuffer < 1024) {
167:     return imPuffer,
168:   } else {
169:     return 1024,           // maximal 1kB auf einmal
170:   }
171:}
172:
173:JNIEXPORT void JNICALL Java_natives_MarlinInputStream_close(JNIEnv
*, jobject){
174:   aktuellePosition = 0,
175:   letztePosition = 0,
176:   return,
177:}
178:
179:JNIEXPORT jint JNICALL
Java_natives_MarlinInputStream_gesamtBildGroesse(JNIEnv *, jobject){
180:   return Frame.Length,
181:}
182:
183:
184:// ----- reines C/C++ -----
-----
185:
186:
187:#ifdef ZUSATZ
188:
189:// DCAM-konformen Formate, die die Kamera unterstützt
190:// ausgegeben. Zahlenformate siehe Dokumentation zur
191:// Kamera, z.B. Marlin Technical Manual
192:void DCAMFormate() {
193:   UINT32 ImageFormat,
194:   Camera.SetParameter(FGP_ENUMIMAGEFORMAT, 0x80000000),
195:
196:   // Format: 7, Modus: 4 und Framerate: 0 liefert Rohdaten des
Sensors
197:   // Abhängig von der Auflösung, passt sich die Framerate an,
198:   // Bsp: max. 1280 x 1024 liefert 25 Frames
199:   //           1000 x 1000 liefert 33 Frames
200:   do {
201:     Result = Camera.GetParameter(FGP_ENUMIMAGEFORMAT,
&ImageFormat),
202:     if (Result == FCE_NOERROR) {
203:       //printf("%x\n", ImageFormat),
204:       int Format = DCAMFORMAT(ImageFormat),
205:       int Mode = DCAMMODE(ImageFormat),
206:       int FrameRate = DCAMRATE(ImageFormat),
207:       printf("Format: %X", Format),
208:       printf(" Modus: %X", Mode),           // Tabelle
209:       printf(" Framerate: %X\n", FrameRate), // Tabelle
210:     }

```

```

211: } while (Result == FCE_NOERROR),
212:}
213:
214:// Überprüfen in welchem der drei DMA-Modi sich die Kamera
215:// befindet. Für One-Shot-Aufnahmen: DMA-Limp-Modus.
216:void KameraParameter() {
217:     UINT32 Modus,
218:     Result = Camera.GetParameter(FGP_DMAMODE, &Modus),
219:     if (Result==FCE_NOERROR) {
220:         switch (Modus) {
221:             case DMA_CONTINUOUS: printf("DMA_CONTINUOUS\n"),
222:                 break,
223:             case DMA_LIMP:        printf("DMA_LIMP\n"),
224:                 break,
225:             case DMA_REPLACE:    printf("DMA_REPLACE\n"),
226:                 break,
227:             default:             printf("unbekanter Modus\n"),
228:         }
229:     }
230:}
231:
232:#endif

```

11.3 Hough-Algorithmus

1. Der (r, φ) -Raum wird diskretisiert (z.B. 1° oder 5° Stufen)
2. Die Radiusachse wird entsprechend der benötigten Genauigkeit gewählt
3. Daraus entsteht ein endliches, zweidimensionales Feld (r, φ)
4. Dieses Feld wird als Akkumulator bezeichnet, jedes Element im Akkumulator entspricht einer Geraden im (x, y) -Koordinatensystem (Kreise -> drei Parameter (x, y, r) , Ellipsen -> fünf Parameter $(x, y, r_1, r_2, \varphi)$)
5. Der Akkumulator wird mit Null initialisiert
6. Nun werden die Punkte des Bildes mit der Hough-Transformation in den (r, φ) -Raum überführt und in den Akkumulator eingetragen (die betroffenen Zellen werden inkrementiert)
7. Jedes Maximum im Akkumulator (Zellen deren Wert einen gegebenen Schwellenwert/Genauigkeitswert überschreiten) repräsentiert genau eine Gerade im Bild (Cluster evtl. auf einen Punkt reduzieren)
8. Ergebnis ist ein Bild mit Geraden ohne Anfangs- und Endpunkte
9. Interpretation der Geraden als „Wegweiser“, im Originalbild nach starkem Gradienten der Grauwerte suchen -> Schluss: Objektkontur

