

Universität Kassel
Fachbereich Ökologische Agrarwissenschaften
Fachgebiet Agrartechnik

Entwicklung einer Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung in der Landwirtschaft

Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Agrarwissenschaften (Dr. agr.)

Vorgelegt von
M.Sc. Christian Höing

Erster Gutachter: Prof. Dr. Oliver Hensel (Universität Kassel)
Zweiter Gutachter: Prof. Dr. Frank Beneke (Universität Göttingen)

Tag der mündlichen Prüfung: Witzenhausen, 11. November 2020

Dank

Die Forschungsarbeit zur vorliegenden Dissertationsschrift war Teil des durch die Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung geförderten MSR-bot Projektes (Förderkennzeichen 2815704415).

Mein ausdrücklicher Dank gilt allen, die mich beim Verfassen dieser Dissertationsschrift unterstützt haben:

- Herrn Prof. Dr. Oliver Hensel für die Betreuung der Arbeit und die Möglichkeit, am Fachgebiet Agrartechnik in Witzenhausen zu promovieren.
- Frau PD Dr. Barbara Sturm für die konstruktive Zusammenarbeit, die Unterstützung beim Finden der Forschungsfragen und die Korrekturen beim Erstellen meiner Arbeit.
- Frau Sharvari Raut für die großartige Unterstützung beim Erzeugen der Hyperspektralaufnahmen.
- Frau Ulrike Wilczek für den Beistand beim Einstieg in die digitale Bildverarbeitung und die Formulierung lesbarer Sätze.
- Herrn Boris Kulig für die Hilfe bei der statistischen Versuchsplanung und beim Auswerten der erzielten Ergebnisse.
- Herrn Carsten Bruckhaus für viele Zeilen Python-Code und das erfolgreiche Debugging so mancher Programmierung.
- Frau Alicja Meder für die Betreuung der Schneckenzucht und die Unterstützung beim Erzeugen der Hyperspektralaufnahmen.
- Herrn Bashar Aljbawi für die Unterstützung in der Werkstatt.
- Herrn Christian Schellert für die Beratung beim Anlegen der Feldversuche.
- Herrn Dr. Florian Pforte für die wichtige Beratung bei der Auswahl der Bandpassfilter.
- Herrn Heiko Tostmann für die geduldige Beratung bei Fragen zur Fertigung von Roboterteilen und der Unterstützung bei Arbeiten am Prototyp des Roboters.
- Herrn Johannes Regenhardt für die durchgeführten Messungen im Feldversuch.
- Herrn Philipp Lohrer für die Beiträge zur Entwicklung der Software und zur Entwicklung der Kameratechnik.
- Herrn Roman Kälberloh für die Klärung vieler Fragen im Bereich von Elektrik und Elektronik sowie für die Hilfe bei der Suche nach einer idealen Beleuchtung.

Außerdem danke ich meiner Familie für die organisatorische Unterstützung und all den Zuspruch und die Motivation, ohne die diese Arbeit nicht denkbar wäre.

Inhaltsverzeichnis

Dank	I
Abbildungsverzeichnis.....	V
Tabellenverzeichnis.....	VI
1 Einleitung	1
1.1 Hintergrund	1
1.2 Ziel der Arbeit	3
2 Stand des Wissens.....	5
2.1 Schnecken.....	5
2.1.1 <i>Arion vulgaris</i> (Spanische Wegschnecke).....	6
2.1.2 <i>Deroceras reticulatum</i> (Genetzte Ackerschnecke).....	6
2.1.3 Aggregierendes Verhalten von Schnecken	6
2.2 Feldroboter.....	7
2.2.1 Roboter zur Schädlingsbekämpfung.....	8
2.2.2 Navigation.....	9
2.2.3 Routenplanung.....	10
3 Untersuchung der Fahrwerkswirkung auf Rapspflanzen	11
3.1 Material und Methoden	11
3.1.1 Versuchsplanung	12
3.1.2 Nicht-kontrollierbare Faktoren.....	14
3.1.3 Aufbau und Durchführung der Versuche	16
3.1.4 Messungen der Zielgrößen "Pflanzen pro Fläche" und "Blattfläche"	17
3.1.5 Statistische Auswertung	17
3.2 Ergebnisse und Diskussion.....	18
3.2.1 Modellbildung	19
3.2.2 Ergebnisse des Versuchs im Frühling.....	20
3.2.3 Ergebnisse des Versuchs im Herbst.....	22
3.2.4 Interpretation der Beobachtungen	23
4 Untersuchung optischer Eigenschaften von Schnecken und Böden.....	25
4.1 Material und Methoden	25
4.1.1 Verwendete Bodenproben und untersuchte Schnecken	25
4.1.2 Hyperspektralaufnahmen	26
4.1.3 Datenanalyse.....	27
4.1.4 Aufbau der Schneckenerkennung	28

4.2	Ergebnisse	29
4.2.1	Gemessene Reflexion von Böden und Schnecken.....	29
4.2.2	Steigungen in den Verläufen der relativen Reflexion.....	31
4.3	Diskussion.....	35
4.3.1	Vergleich zu anderen Studien.....	35
4.3.2	Aufbau eines Systems zur Schneckenerkennung	36
5	Untersuchung der Flächenleistung einer Hotspot-Routenplanung	37
5.1	Material und Methoden	37
5.1.1	Verfahren zur Hotspotdefinition und -routenplanung.....	37
5.1.2	Simulation der Hotspotsteuerung.....	41
5.1.3	Versuchsdesign	41
5.1.4	Statistische Auswertung der Versuche	43
5.1.5	Modellierung der Vergleichsgröße	45
5.2	Ergebnisse	45
5.2.1	Optimierung der Hotspotdefinitionen und der Routenplanung.....	45
5.2.2	Vergleich mit einem flächendeckenden Verfahren.....	48
5.3	Diskussion.....	50
6	Vorschlag für eine praktischen Umsetzung.....	53
6.1	Material und Methoden	53
6.1.1	Verwendete Methoden zur Konstruktion	53
6.1.2	Vorgehen zur Software-Entwicklung.....	54
6.2	Ergebnisse	55
6.2.1	Gesammelte Anforderungen.....	55
6.2.2	Gefundene Funktionsstruktur	57
6.2.3	Gefundenes Lösungsprinzip	58
6.2.4	Gliederung der Teilsysteme	60
6.2.5	Entwurf der Teilsysteme	61
6.2.6	Gesamtentwurf und Ausarbeitung.....	63
6.3	Diskussion.....	63
7	Übergeordnete Diskussion.....	66
7.1	Diskussion der eigenen Vorgehensweise.....	66
7.2	Schäden an keimenden Rapspflanzen durch ein Roboter-Fahrwerk.....	67
7.3	Optische Eigenschaften von Schnecken und Böden.....	68
7.4	Steigerung der Flächenleistung durch eine Hotspot-Routenplanung	69
7.5	Praktische Umsetzung.....	70

7.6	Vergleich mit der Literatur.....	70
8	Zusammenfassung und Ausblick	73
	Kurzfassung	76
	Abstract	77
	Literatur.....	78

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Das für die Überfahrten verwendete Gummikettenfahrwerk.	12
Abbildung 2: Gemessene Bodentemperatur in °C und Bodensaugspannung in hPa. .	15
Abbildung 3: Vorhersagemodell für die Zielgröße "Pflanzen pro Fläche".	21
Abbildung 4: Vorhersagemodell der Antwort "Blattfläche".	22
Abbildung 5: Zweiter Versuch "Pflanzen pro Fläche".	23
Abbildung 6: Zweiter Versuch "Blattfläche".	23
Abbildung 7: Aufbau der Hyperspektralkamera.....	27
Abbildung 8: Aufbau des Schnecken-Detektors.	29
Abbildung 9: Mittelwert der Reflexionsspektren der untersuchten Böden.	30
Abbildung 10: Durchschnittliche Reflexion der untersuchten Schneckenarten.....	30
Abbildung 11: Erste Ableitung der relativen Reflexion von Böden.	31
Abbildung 12 : Erste Ableitung der Reflexion der untersuchten Schneckenarten.....	31
Abbildung 13: Vergleich der relativen Reflexion von Boden und <i>A. vulgaris</i>	33
Abbildung 14: Vergleich der relativen Reflexion von Boden und <i>D. reticulatum</i>	33
Abbildung 15: Einfluss der Bodenfeuchte auf die sichtbarkeit von <i>D. reticulatum</i>	34
Abbildung 16: Boxplot des Ergebnisses der Subtraktion.....	35
Abbildung 17: Ergebnis der Erkennung.	36
Abbildung 18: Erkennen von Hotspots im Rasterverfahren.....	38
Abbildung 19: Schematischer Ablauf der Routenplanung der Hotspotsteuerung.....	39
Abbildung 20: Verteilung der Schnecken auf der Fläche.....	43
Abbildung 21: Die sieben Schritte des Konstruktionsprozesses	53
Abbildung 22: Klassendiagramm der Robotersteuerung.	55
Abbildung 23: Die gefundene Funktionsstruktur.....	58
Abbildung 24: Teilsysteme der Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung.	60
Abbildung 25: Entwurf der Hardware des Schnecken-Detektors.	61
Abbildung 26: Entwurf des Manipulators.	62
Abbildung 27: Gesamtentwurf des Roboters.	63

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Variierte kontrollierbare Faktoren im ersten Versuch.	13
Tabelle 2: Fixe Faktoren im ersten Versuch.	13
Tabelle 3: Variierte kontrollierbare Faktoren im zweiten Versuch.	14
Tabelle 4: Fixe Faktoren im zweiten Versuch.	14
Tabelle 5: Nicht kontrollierbare Faktoren im zweiten Versuch.	14
Tabelle 6: Verlauf des ersten Versuchs.	16
Tabelle 7: Verlauf des zweiten Versuchs.	16
Tabelle 8: Ergebnisse des ersten Versuchs.	18
Tabelle 9: Ergebnisse des zweiten Versuchs.	19
Tabelle 10: P-Werte von Faktoren und Faktorkombinationen.	19
Tabelle 11: Feuchtwerte von Bodenproben und Verfahren zur Probeneinstellung.	26
Tabelle 12: Minimal-, Maximal- und Mittelwerte der gefundenen Extremstellen.	32
Tabelle 13: Die variierten und fixierten Faktoren der Hotspotsteuerung.	42
Tabelle 14: Faktoreinstellungen der erfolgreichsten Versuchsläufe der Simulation.	46
Tabelle 15: Signifikanz und Bestimmtheitsmaß der Modelle.	47
Tabelle 16: Bestmögliche Einstellung der Faktoren für balancierte Zielgrößen.	47
Tabelle 17: Simulation der Modellvorhersage.	48
Tabelle 18: Vergleich der Hotspot-Routenplanung mit flächendeckendem Suchen. ..	49
Tabelle 19: Anforderungen an eine Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung.	56
Tabelle 20: Morphologischer Kasten.	59

1 Einleitung

1.1 Hintergrund

Schnecken sind bedeutende Schädlinge in der Landwirtschaft (Glen et al., 2002; Moen et al., 2002). Insbesondere die Arten *Deroceras reticulatum* und *Arion vulgaris* sind schädlich für Kulturen wie Raps (*Brassica napus*), Weizen (*Triticum L.*) oder Zuckerrüben (*Beta vulgaris*) (Barker et al., 2002; Nash et al., 2007; South, 1992). Die gebräuchlichste Methode zur Schneckenbekämpfung ist die meist flächige Ausbringung von Schneckenkorn, das entweder Metaldehyd oder Eisen-III-Phosphat als Molluskizid enthält. Diese Köder schaden jedoch neben den Schnecken auch Nützlingen und ihre Wirkung ist stark von den vorherrschenden Wetterbedingungen abhängig (Bailey, 2002).

Gonzalez-de-Santos et al. (2017) schlagen vor, dass Roboter zur Schädlingsbekämpfung eingesetzt werden sollten. In kleinstrukturierten Anbausystemen wie Hausgärten werden Schnecken per Hand durch Menschen eingesammelt. Diese Methode ist sehr erfolgreich, wenn sie richtig durchgeführt wird (Flint, 2009). Im großflächigen Ackerbau ist diese Methode zur Schädlingsbekämpfung aus technischen und wirtschaftlichen Gründen nicht durchführbar. Ein Roboter könnte diese Aufgabe ermüdungsfrei und kostengünstig übernehmen. Ein Schädlingsroboter ist auch aus politischer und gesellschaftlicher Perspektive eine interessante Überlegung, da der Druck steigt, nachhaltig mit der Umwelt umzugehen und so beispielsweise auf Pestizide im Ackerbau zu verzichten. Eine Studie von Hallmann et al. (2017), die zeigte, dass die Biomasse flugfähiger Insekten an verschiedenen Standorten in Deutschland und den Niederlanden in den letzten 27 Jahren um 75 % abgenommen hat, sorgte für ein großes Medienecho und entsprechende Reaktionen von Politik und Gesellschaft (Römer, 2019; Sontheimer, 2019; Baier, 2019). Die Gründe für das sogenannte Insektensterben sind vielfältig, aber der Einfluss der modernen Landwirtschaft und der Einsatz von Pestiziden spielen eine wesentliche Rolle (Sánchez-Bayo et al., 2019).

Ein Roboter könnte ohne den Einsatz von Pestiziden Schnecken bekämpfen. Schnecken sind eine leichte Beute für einen Feldroboter, da diese relativ groß sind und sich langsam bewegen (Kelly und Melhuish, 2001). Der Roboter zur Schneckenbekämpfung hätte neben der Einsparung von Pestiziden weitere Vorteile. Er kann Schädlingsarten

von Nützlingsarten unterscheiden und unabhängig von der Witterung arbeiten. Zudem ist es vor dem Hintergrund invasiver Schneckenarten wie *Pomacea canaliculata* (Gilioli et al., 2017) sinnvoll, Handlungsalternativen wie Robotik-Lösungen zur Schneckenbekämpfung in der Landwirtschaft zu untersuchen.

Roboter gehören in verschiedenen industriellen Produktionsprozessen zum Alltag. Auch in der Agrarrobotik konnten sich bereits einige Systeme fest etablieren. Bei fast allen Tierarten ist es bereits möglich, das Füttern der Tiere und das Entmistern der Ställe automatisch durchführen zu lassen. Vollautomatische Melksysteme sind bekanntermaßen auf dem Vormarsch und werden immer häufiger installiert. Auch im Ackerbau werden automatische Module eingesetzt, die das Ausbringen von Saatgut und Betriebsmitteln unterstützen sowie die Belastung beim Einbringen der Ernte für den Landwirt reduzieren. (Rösch und Decker, 2010)

Ein Roboter ist ein technisches Gebilde, das Einflüssen aus vielen verschiedenen Wissenschaftsdisziplinen unterliegt. Haun (2013) beschreibt Einflüsse aus allen Naturwissenschaften und macht auch Einflüsse aus Philosophie, Mathematik, Geschichte und Literaturwissenschaften deutlich. Entsprechend komplex ist der Aufbau eines Roboters und entsprechend groß und vielfältig das notwendige Wissen zum Aufbau eines Roboters.

Die Interdisziplinarität der Robotik ist auch in den Fragestellungen, Untersuchungen und durchgeführten technischen Entwicklungen im Rahmen der vorliegenden Arbeit zu finden. Es werden die Werkzeuge der digitalen Bildverarbeitung zur Schneckenerkennung, Softwareentwicklung zur Routenplanung und Verfahren der Konstruktionslehre bei der Entwicklung des Roboterfahrzeugs eingesetzt. Dabei wird Wissen aus den Bereichen der Biologie der Schnecken, der Nutzpflanzenkunde, der Verfahrenstechnik in der Pflanzenproduktion, der Elektronik, der Informatik und anderen Bereichen der Wissenschaft genutzt. Der Roboter navigiert autonom über die Ackerfläche. Dabei sucht und erkennt er Schnecken mit einer Kamera sowie digitaler Bildverarbeitung in einem Online-Verfahren. Die gefundenen Schnecken werden dann mit einem mechanischen Werkzeug unschädlich gemacht. Um Bodenverdichtung zu minimieren, ist der Roboter so leicht wie möglich und auf einem bodenschonenden Gummikettenfahrwerk aufgebaut. Das Fahrwerk wird elektrisch angetrieben, da elektrische Antriebe leicht zu automatisieren sind und präzise gesteuert werden können. Da Schnecken bei feuchter Witterung und im Wesentlichen nachts aktiv sind,

ist auch der Roboter an diese Bedingungen angepasst. Er arbeitet, versorgt durch Akkumulatoren, die tagsüber aufgeladen werden, von Sonnenuntergang bis Sonnenaufgang.

Im Rahmen dieser Arbeit werden Antworten auf drei Fragen zu einer Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung in der Landwirtschaft gesucht (Kapitel 3 bis Kapitel 5) und eine praktische Umsetzung des gewonnenen Wissens vorgeschlagen (Kapitel 6).

1.2 Ziel der Arbeit

Der Vorschlag, Roboter zur selektiven Bekämpfung von Schnecken einzusetzen, birgt Herausforderungen in der technischen Umsetzung. Der Roboter soll mit einem Gummikettenfahrwerk autonom über eine Ackerfläche navigieren und dabei Schnecken der Arten *D. reticulatum* und *A. vulgaris* erkennen und bekämpfen. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, die bei dieser Entwicklung auftretenden wissenschaftlichen Fragen zu beantworten.

1. Wird ein Roboter zur Bekämpfung eines Schädlings eingesetzt, ist es wichtig, dass durch den Roboter selbst kein Schaden an den zu schützenden Pflanzen entsteht. Es ist nicht bekannt, welchen Schaden ein kleiner mobiler Roboter, der mit einem Gummikettenfahrwerk nach der Aussaat über einen Raps-Acker fährt, an den keimenden Rapspflanzen verursacht. Durch einen Feldversuch könnte man klären, welchen Einfluss das Fahrwerk auf die Entwicklung junger Rapspflanzen hat.
2. Um Schnecken zu bekämpfen, muss der Roboter sie erkennen und ihre Position relativ zu seiner eigenen bestimmen können. Nacktschnecken haben sich evolutionär farblich an den Ackerboden angepasst. Das macht die Schneckenerkennung durch ein bildgebendes Verfahren schwierig. Durch Hyperspektralaufnahmen könnte man in einem Laborversuch die Spektren der relativen Reflexion von Schnecken und Ackerböden aufzeichnen. Es ist zu überprüfen, ob Muster in diesen Spektren eine Unterscheidung zwischen Schnecken und Böden erlauben und wie ein bildgebendes Verfahren zur Schneckenerkennung aufzubauen ist.
3. Ein kleiner mobiler Roboter ist nur sinnvoll für einen Einsatz in der Landwirtschaft, wenn er schlagkräftig ist. Die Flächenleistung könnte gesteigert werden, indem er seine Arbeit auf Ackerbereiche mit vielen Schnecken

konzentriert. Mit einer Computersimulation könnte untersucht werden, ob die zurückgelegte Strecke eines schneckenbekämpfenden Roboters reduziert werden kann, wenn er gezielt Bereiche mit einer Akkumulation an Aufgaben ansteuert, statt in Bahnen die gesamte Fläche abzufahren.

4. Das gewonnene Wissen muss auch umsetzbar sein, daher ist ein Vorschlag zur Umsetzung der gefundenen Antworten in einem technischen System zu finden. Es sollte geklärt werden, wie die Funktion des Roboters zu strukturieren ist und auf welche Weise die gefundenen Lösungen für Teilfunktionen zu einem sinnvollen Gesamtsystem kombiniert werden können.

Die vorliegende Arbeit ist in acht Kapitel gegliedert. Auf diese Einleitung folgt eine Erläuterung des Wissenstandes. Kapitel 2 bis Kapitel 6 beschreiben die durchgeführten Untersuchungen und Arbeiten sowie die jeweiligen Ergebnisse zur Beantwortung der genannten Fragen in der beschriebenen Reihenfolge. Daran schließen sich eine übergeordnete Diskussion sowie eine Zusammenfassung mit einem Ausblick an.

2 Stand des Wissens

2.1 Schnecken

Gastropoda (Schnecken oder Bauchfüßer) sind die artenreichste Klasse im Stamm der *Mollusca* (Weichtiere). Ursprünglich aus dem Meer stammend besiedeln sie heute nahezu jeden Lebensraum auf der Erde und haben sich an verschiedene Nahrungsgrundlagen angepasst (El Titi et al., 2010). Die wichtigen Schadschnecken in Mitteleuropa zählen allesamt zu den Lungenschnecken. Die an Land lebenden *Pulmonata* (Lungenschnecken) besitzen nicht mehr die ursprünglichen Kiemen, sondern nutzen ihre Mantelhöhle zur Luftatmung. Lungenschnecken sind Zwitter (Hermaphroditen) und einige Arten können sich auch selbst befruchten (Godan, 1983). Die Lungenschnecken bestehen zu etwa 85 % aus Wasser und besitzen keine Haut.

Um den in Trockenzeiten drohenden Wasserverlust auszugleichen, ziehen sich Gehäuse-schnecken in ihre Behausung zurück und verschließen diese. Nacktschnecken fehlt diese Möglichkeit, da sich ihr Gehäuse zurückgebildet hat. Lediglich eine Hautfalte, auch Mantel genannt, ist davon noch übrig. So sind sie darauf angewiesen, ständig Wasser durch Trinken, über ihre Nahrung und durch ihre Körperhülle aufzunehmen. Nacktschnecken gleiten mit ihrem Fuß auf ausgesondertem Schleim, wofür sie zusätzlich Wasser benötigen. Ohne den Schleim können sie sich nicht fortbewegen. Sie sind daher fast nur nachts und bei ausreichender Feuchtigkeit aktiv. Sie suchen sich tagsüber und bei Trockenheit feuchte Verstecke im Boden oder unter Steinen und Holz (Graber und Suter, 1995).

Angepasst an ihre Nahrungsgrundlage aus tierischen und pflanzlichen Geweben haben sie eine Raspelzunge (Radula) entwickelt. Diese besteht aus bis zu 80.000 Zähnchen. Es ist ein in der Natur einzigartiges Organ, mit dem eingezogene Nahrung zermahlen wird (El Titi et al., 2010).

Die Schneckenarten, die in Deutschland die größten Schäden in der Landwirtschaft verursachen, sind, wie in Kapitel 1 erwähnt, *D. reticulatum* und *A. vulgaris*. Mit ihrer Radula beschädigen sie keimende Samen und beeinträchtigen junge Pflanzen, indem sie Löcher in die Blätter und Samen fressen. Dadurch schädigen sie die Pflanzen einerseits durch die Verminderung der Photosynthesefläche, andererseits dadurch,

dass Pilze und Bakterien an den Fraßstellen in die Pflanze eindringen können. (Godan, 1983).

2.1.1 *Arion vulgaris* (Spanische Wegschnecke)

A. vulgaris gehört zur Familie der *Arionidae* (Wegschnecken). Sie ist in ganz West- und Mitteleuropa verbreitet und leicht zu verwechseln mit *Arion ater* (Große Wegschnecke) (Graber und Suter, 1995). *A. vulgaris* wird bis zu 15 cm lang. Die Färbung reicht von orange-rot bis grau-grün. Jede Schnecke legt nach der Paarung 200-400 Eier vorzugsweise unter Totholz oder Ähnlichem ab. Die Jungtiere schlüpfen im Spätherbst oder nach Ende des Winters. Es gibt also nur eine Generation pro Jahr. Nach fünf Monaten sind sie geschlechtsreif und paaren sich ab August bis Ende September (El Titi et al., 2010). Abgesehen von den Jungtieren ist *A. vulgaris* vor allem an der Bodenoberfläche aktiv und frisst dort mit Vorliebe Jungpflanzen und bereits verletzte Pflanzen. Die Tiere fressen bis zu 50 % ihres Körpergewichtes innerhalb einer Nacht (Graber und Suter, 1995).

2.1.2 *Deroceras reticulatum* (Genetzte Ackerschnecke)

D. reticulatum gehört zur Familie der *Agriolimacidae* (Ackerschnecken). Sie wurde in die ganze Welt verschleppt und ist weltweit der mit Abstand bedeutendste Schädling unter den Schnecken. *D. reticulatum* ist 3,5 bis 6 cm lang und hat eine gelblich-weiß bis braune Farbe. Die Sohle ist weiß. Teilweise besitzt sie netzartige Zeichnungen auf der Rückseite. Sie ist im Ackerbau weit verbreitet und schädigt insbesondere junge Bestände von Zuckerrüben, Raps, aber auch Getreide (El Titi et al., 2010). Die Tiere leben hauptsächlich unterirdisch und ernähren sich größtenteils von grünen Pflanzen. Bei feuchter Witterung kriechen die Schnecken an den Pflanzen empor und fressen von den Blättern. Individuen von *D. reticulatum* werden etwa ein Jahr alt. Eier findet man zu allen Jahreszeiten in Tiefen bis zu 10 cm. Populationsspitzen erwachsener Tiere treten im Herbst und im Frühjahr auf. (Allgaier und Albers, 2014)

2.1.3 Aggregierendes Verhalten von Schnecken

Die räumliche Verteilung adulter Schnecken der Art *D. reticulatum* stellt sich in der Literatur nicht einheitlich dar. In den Publikationen Bohan et al. (2000) und Frank (1996) wurden keine Hinweise einer Aggregation auf Ackerflächen gefunden. Hingegen zeigen Howlett (2005), Hunter (1996) und Archard et al. (2004) ein aggregiertes Auftreten von *D. reticulatum*. Archard et al. (2004) zeigen durch die unterschiedliche Anzahl von Schnecken, die in verschiedenen Fallen gefangen wurden, dass es in

bestimmten Gebieten einerseits Ansammlungen, andererseits Lücken in der Population von Schnecken gibt. Über Schnecken der Art *A. vulgaris* wurde nur eine Publikation (Hatteland et al., 2013) gefunden, die keine Informationen hinsichtlich der Verteilung von Adulten auf Ackerflächen enthält. Die eng verwandte Kleine Wegschnecke (*Arion intermedius*) zeigt Aggregation auf Ackerflächen (Bohan et al., 2000).

Im juvenilen Stadium zeigen die meisten untersuchten Arten Aggregation an Orten der Eiablage. Bohan et al. (2000) fanden heraus, dass die Arten *A. intermedius* und *D. reticulatum* im Juvenilstadium vermutlich dort Aggregate bilden, wo die Eier abgelegt wurden. Auch Cordoba et al. (2011) beobachteten eine hohe Aggregation von *D. reticulatum* in der Umgebung der Eiablage. Die gleiche Beobachtung macht schon Hunter (1966) für die Schneckenarten *D. reticulatum*, *Arion hortensis* und *Milax budapestensis*. Er stellt auch einen generellen Rückgang der Intensität kurz nach der Fortpflanzung fest. Die Dichte der Population ist auch von der Härte des Winters beeinflusst, die das Heranwachsen der aktuellen Generation bestimmt. Bohan et al. (2000) zeigen, dass die Verteilung von *D. reticulatum* und *A. intermedius* mit Bodenfeuchtigkeit, Bodentemperatur und Pflanzenwachstum zusammenhängen.

Die Hinweise auf aggregierendes Verhalten von Schnecken sollen durch eine Hotspotsteuerung mit einer gerichteten Routenplanung des Roboters auf Bereiche mit aggregierten Schneckenvorkommen genutzt werden.

2.2 Feldroboter

Die Entwicklung von Robotern in der Landwirtschaft ist ein Teil der Digitalisierung der Landwirtschaft, die unter dem Stichwort „Landwirtschaft 4.0“ gefördert wird (Gandorfer et al., 2017). International wird der Prozess der Digitalisierung der Landwirtschaft Smart-Farming genannt (O’Grady et al., 2017). Beim Smart-Farming werden Informationstechnologien wie Cloud Computing und Internet der Dinge (TongKe, 2013), Lösungen der künstlichen Intelligenz und Big Data (Wolfert et al., 2017) oder autonome Systeme wie zum Beispiel mobile Roboter (Bechar und Vigneault, 2016) eingesetzt. Der Einsatz von kleinen, leichten Feldrobotern statt der vorherrschenden großen Landmaschinen markiert einen Paradigmenwechsel in der Landwirtschaft (van Straten, 2003). Dabei ist ihr Einsatz eine Möglichkeit, die Effizienz der Landwirtschaft zu steigern (Blackmore, 2005). Wie Bechar und Vigneault (2016) zeigen, war der Einsatz von Robotern im Ackerbau bereits Gegenstand mehrerer Untersuchungen. Die

technische Realisierbarkeit von Feldrobotern wurde durch die durchgeführten Versuche weitgehend nachgewiesen. Die Aufgaben bestehender Feldroboter konzentrieren sich auf Unkrautregulierung und Bonitur, vereinzelt werden Ansätze für Ernteroboter beschrieben. Die meisten Roboter-Entwicklungen für die Landwirtschaft sind privatwirtschaftlich organisiert und finanziert. Dadurch wird der größte Teil des generierten Wissens nicht wissenschaftlich publiziert. Ökonomisch spielen Roboter zum Einsatz im Ackerbau noch keine Rolle (Schwich, 2018), obwohl die Bedingungen hierfür günstig sind (Vögele, 2010). Das Fehlen einer praktischen Adaption der Robotertechnik deutet darauf hin, dass noch wichtige Antworten und Lösungen fehlen.

2.2.1 Roboter zur Schädlingsbekämpfung

Es sind Lösungsvorschläge für den Aufbau eines Roboters zur Schädlingsbekämpfung bekannt. Sammons et al. (2005) beschreiben einen mit einer Pflanzenschutzmittelspritze ausgerüsteten Roboter, der autonom durch ein Gewächshaus fährt. Sie verzichten bei ihrer Anwendung, wie alle bestehenden großtechnischen Lösungen (z.B. traktorgezogenen Feldspritzen), auf eine gezielte Bekämpfung einzelner Individuen und sprühen Pestizide flächendeckend. Eine Detektion der Schädlinge entfällt also in diesem Ansatz. Das unterstreicht, dass die Schädlingsdetektion eine Herausforderung darstellt. Einen Vorschlag, diese Aufgabe zu lösen, zeigen Li et al. (2009). Sie nutzen rotgefärbte Schaumstoffkugeln als Modellschädlinge und schlagen eine Schädlingsdetektion basierend auf einer Binokular-Stereo-Kamera und einer Auswertung von Farbbildern vor. Einen alternativen Vorschlag für einen Roboter zur Schädlingsbekämpfung machen Chung et al. (2014). Sie positionieren Klebefallen mit einem Roboterarm über den Blättern von Paprikapflanzen und scheuchen eventuell vorhandene flugfähige Schädlinge mit einer Luftdüse auf, sodass diese auf die Klebefalle fliegen.

Die beschriebenen Lösungsansätze von Sammons et al. (2005), Li et al. (2009) und Chung et al. (2014) sind für den Einsatz in Gewächshäusern bestimmt. Einen Roboter, der auf einem Acker eingesetzt werden kann, beschreiben Greenman et al. (2003). Sie haben einen Roboter entwickelt, der Schnecken fängt und diese in einem mitgeführten Biogasreaktor in für den Roboter verwertbare Energie umwandelt. Diese Lösung ist aber aufgrund des explorativen Charakters und dem Fokus auf die energetische Autonomie des Roboters nicht für die landwirtschaftliche Praxis geeignet. Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Vorschlag für eine Umsetzung für den landwirtschaftlichen Einsatz entwickelt.

Kelly und Melhuish (2001) beschreiben einen Detektor zur Erfassung von *D. reticulatum*. Die beschriebene Technik ist aus LED mit sichtbarem bis nahinfrarotem Licht (VNIR – 780 nm und höher), einem Filter und einer monochromen Kamera aufgebaut. Die mit diesem Aufbau aufgenommenen Fotos wurden mithilfe von Schwellenwert-Bildverarbeitung nach Schnecken gescannt. Technische Details wie das emittierte Spektrum der Wellenlängen der Lichtquelle oder der verwendeten Filter sind in der Publikation jedoch nicht aufgeführt. Die Autoren nutzen die Tatsache, dass Schnecken hauptsächlich am späten Abend oder am frühen Morgen auf der Feldoberfläche auftreten, ein Verhalten, das auch von Greenman et al. (2003) beschrieben wird. Zu diesen Tageszeiten ist es dunkel und es ist keine Abschattung erforderlich, um reproduzierbare Lichtverhältnisse für die Bildaufnahme zu haben.

2.2.2 Navigation

Bestehende Feldroboter navigieren entlang gesäter Reihen, während sie ihre Arbeit verrichten, um so Schäden an den Pflanzen zu vermeiden. Hiremath et al. (2014) verwendeten einen Laser-Entfernungsmesser zur Navigation, während Ball et al. (2016) eine Kombination aus einem globalen Positionierungssystem und einem Stereo-Visionssystem zur Hinderniserkennung vorstellten. Anthony et al. (2017) verwendeten einen Laserscanner und ein inertiales Navigationssystem (Trägheitsnavigation), um die Höhe und Position eines Mikro-UAVs in Bezug auf die Pflanzenreihen zu steuern. Laut Jafarbiglu et al. (2015) waren die untersuchten Methoden zur Navigation entlang gesäter Reihen für die Navigation zwischen den Reihen geeignet, aber ineffizient bei der Kurvenfahrt am Vorgewende und erforderten eine telemetrische Benutzerführung in Notsituationen. Oksanen et al. (2007) zeigten, dass die Wegplanung in einem landwirtschaftlichen Umfeld schwierig ist, da Landmaschinen üblicherweise strikt entlang vorgegebener Strukturen, wie zum Beispiel Pflanzenreihen, navigieren. Die Navigation könnte wesentlich vereinfacht werden, wenn Roboter sich omnidirektional über die Fläche bewegen könnten. Ansätze für eine solche omnidirektionale Navigation sind bislang nicht bekannt. Um eine solche Navigation im Ackerbau realisieren zu können, ist der Einfluss des Fahrzeugs auf den Boden und die Pflanzen zu untersuchen.

Somit gibt es einen gewissen Zusammenhang zu zahlreichen Studien, die die Auswirkungen des Landmaschinenverkehrs auf landwirtschaftliche Flächen untersuchen. Die daraus resultierenden Studien zur kontrollierten Verkehrsführung untersuchen jedoch hauptsächlich die Bodenverdichtung (Holpp et al., 2012). Pflanzenschäden durch den Einsatz von Robotern waren bislang kein Gegenstand

wissenschaftlicher Veröffentlichungen. Es kann nur auf Wissen aus Versuchen mit Pflanzenschutzsystemen zum Hacken oder Striegeln zurückgegriffen werden (Astrand et al., 2002; Tillett et al., 2008; Norremark et al., 2008; Lieven et al., 2008). Pflanzenschäden werden auch in Studien über die Erholungsfähigkeit von Kulturpflanzen wie Raps nach schweren Wetterphänomenen wie Hagelstürmen untersucht (Mc Gregor, 1987).

Um diese Wissenslücke zu schließen, wird in dieser Dissertationsschrift die Auswirkung des Fahrwerks eines von gesäten Reihen unabhängig navigierenden Roboters auf keimende Rapspflanzen untersucht.

2.2.3 Routenplanung

Es sind Strategien für eine Hotspot-Routenplanung von mobilen Robotern bekannt. Low et al. (2012) nutzen eine dezentralisierte aktive Roboter-Erkundungs-Strategie für eine wahrscheinlichkeitstheoretische Klassifikation von Hotspots. Sie können zeigen, dass ihre Strategie schneller arbeitet als Erkundungsstrategien nach dem derzeitigen Stand der Technik. Hitz et al. (2014) nutzen ein unbemanntes Wasserfahrzeug als Roboter zur Überwachung toxischer Cyanobakterien in einem See. Der Roboter fokussiert die Erkundung erfolgreich auf Bereiche, in denen Grenzwerte überschritten werden, und erreicht bei gleicher Suchdauer in der gleichen Zeit höhere Konfidenzniveaus als einfache Abdeckungsmethoden. Bei beiden Ansätzen finden landwirtschaftliche Rahmenbedingungen keine Berücksichtigung. Es besteht also eine Wissenslücke, daher wird in dieser Arbeit untersucht, ob eine auf Hotspots gerichtete Navigation einem kleinen mobilen Roboter im landwirtschaftlichen Einsatz eine höhere Schlagkraft verleiht.

3 Untersuchung der Fahrwerkswirkung auf Rapspflanzen

Feldroboter sind Systeme, die in unstrukturierten Umgebungen arbeiten. Das erfordert eine sichere Navigation (Bechar und Vigneault, 2016). Ein Roboter in der Landwirtschaft muss so schnell und kostengünstig arbeiten wie herkömmliche Technologien und dabei vergleichbare Ergebnisse liefern (Bechar und Vigneault, 2016). Mit anderen Worten: ein Feldroboter muss so einfach und robust wie möglich aufgebaut sein. Ein Verzicht auf eine Orientierung entlang gesäter Reihen würde die technologische Einrichtung von Feldrobotern aus drei Gründen vereinfachen: (1) Eine einfachere Navigationstechnologie ist erforderlich, wenn gesäte Reihen nicht berücksichtigt werden, (2) die geplanten Wege von einem Arbeitsbereich zum anderen können kürzer sein sodass der Roboter schneller arbeitet und (3) es gibt potenzielle Aufgaben, die eine Orientierung entlang gesäter Reihen nicht zulassen, z.B. das Auftreten von Schädlingen auf einem Feld, bevor keimende Pflanzen die Oberfläche erreichen.

In diesem Kapitel werden zwei Feldversuche beschrieben, die überprüfen, ob es ohne eine nachhaltige Schädigung der Kulturpflanzen zulässig ist, die Navigation eines Feldroboters zu vereinfachen, indem die Ausrichtung an gesäten Reihen aufgegeben wird. Zu diesem Zweck wurde die Wirkung eines Roboters auf Rapspflanzen in frühen Entwicklungsstadien untersucht. Die gesammelten Daten wurden verwendet, um Vorhersagemodelle für die beiden Zielgrößen „Blattfläche“ und „Pflanzen pro Fläche“ zu entwickeln. Die Vorhersagemodelle ermöglichen eine Handlungsempfehlung für die omnidirektionale Feldroboternavigation.

3.1 Material und Methoden

Die beiden Feldversuche wurden in der Nähe der Stadt Witzenhausen in Deutschland durchgeführt. Der erste Versuch fand von April bis Mai 2017 auf einer Versuchsfläche des Fachgebiets Agrartechnik der Universität Kassel mit einem als lehmiger Sand charakterisiertem Boden statt, während der zweite Versuch im September und Oktober 2017 auf einem Acker eines landwirtschaftlichen Betriebes mit einem als Ton charakterisierten Boden durchgeführt wurde.

In beiden Versuchen wurde ein Gummikettenfahrwerk, wie in Abbildung 1 dargestellt, verwendet, um ein frisch gesätes Rapsfeld zu überqueren. Das Fahrwerk ist

funkgesteuert und wird von 2x24 V, 600 W Elektromotoren mit einer Höchstgeschwindigkeit von 3,4 km/h angetrieben. Am Fahrzeug wurde eine Ladefläche angebracht, um den für die Experimente benötigten Ballast zu transportieren. Die am Fahrwerk montierten Gummiketten sind 0,16 m breit und die Kontaktfläche der Gummiketten zum Boden beträgt 0,269 m².

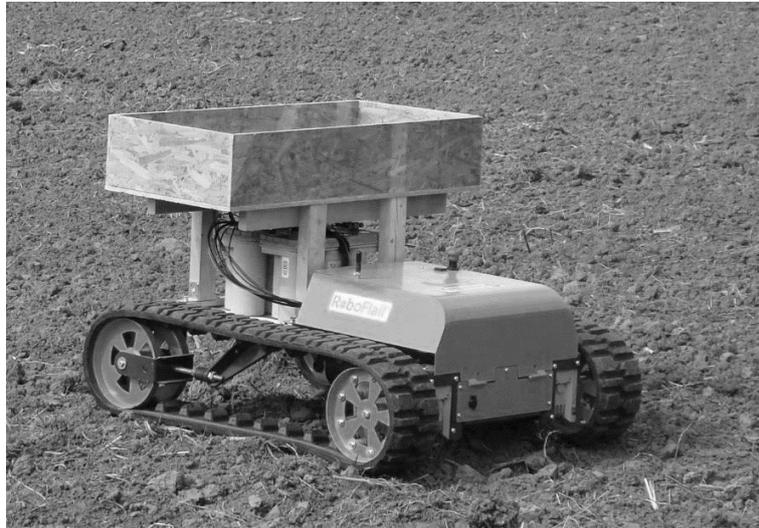


Abbildung 1: Das für die Überfahrten verwendete Gummikettenfahrwerk.

3.1.1 Versuchsplanung

Der erste Versuch wurde als randomisiertes, unvollständiges Split-Plot-Design mit attributiven Einschränkungen zum Ausschluss in der Praxis nicht verwertbarer Faktorkombinationen konzipiert. Das Versuchsdesign enthält einen sehr schwer zu ändernden ("Reihenabstand") und einen schwer zu ändernden Faktor ("Aussaatzstärke"). Der Feldversuch wurde als D-optimales Design konzipiert. Der D-optimale Algorithmus garantiert ein orthogonales Design, was zu einem Spaltenlayout führt. Aufgrund der attributiven Einschränkungen wurde die Software JMP 13 (SAS Institute Inc.) zur Erstellung des Versuchsplans verwendet.

Die verschiedenen Faktoren des ersten Versuches sind in Tabelle 1 aufgeführt. Der Faktor "Reihenabstand", der als sehr schwer zu ändern eingestuft wurde, wurde als Hauptplotfaktor verwendet und nur bei jedem achten Plot variiert. Innerhalb dieser Hauptplots wurde der Faktor "Aussaatzstärke", der als schwer veränderbar eingestuft wurde, bei jeder vierten Plotvariante variiert. Die Faktoren "Überfahrtszeit", "Gewicht des Fahrzeugs" und "Fahrmodus" wurden in jedem Plot variiert. Alle Faktoren, mit Ausnahme von "Gewicht des Fahrzeugs", wurden in zwei Einstellungen variiert. Für

"Gewicht des Fahrzeugs" wurde eine dritte Einstellung verwendet, um eine Wiederholung ohne Überfahrten als Referenz in den Versuch aufzunehmen. Durch die Einbeziehung eines dreistufigen Faktors in die Studie war es möglich, ein kleines Versuchsdesign zu realisieren und trotzdem eine Wiederholung ohne Überfahrten als Referenz einzubeziehen. Bedingt durch den begrenzten Platz auf der Versuchsfläche wurde die Versuchsplanung auf 32 Teilflächen beschränkt.

Tabelle 1: Variierte kontrollierbare Faktoren im ersten Versuch.
(**Fett**druck zeigt schwer änderbare Faktoren an.)

#	Kontrollierbare kontinuierlichen Faktoren	Einheit	Untere Grenze	Obere Grenze
1	Zeitpunkt der Überfahrt	BBCH	BBCH 7	BBCH 14
2	Gewicht des Fahrzeugs	kg	0	200
3	Reihenabstand	cm	12	24
4	Aussaatstärke	Samen/m ²	80	120
5	Fahrmodus	--	geradeaus	kurvig

Andere kontrollierbare Faktoren wurden auf ein festes Niveau gesetzt, wie in Tabelle 2 aufgeführt. Die gewählte Rapsorte war *Campino*. Das Feld wurde gepflügt und die Saatbettbereitung mit einer Kreiselegge und die Aussaat erfolgten in einer Überfahrt.

Tabelle 2: Fixe Faktoren im ersten Versuch.

#	Fixe Faktoren	Gewählte Stufe
1	Raps-Sorte	Campino
2	Saatgutbehandlung	keine Beize
3	Bodenbearbeitung / Saatbettbereitung	Pflug, Grubber, Kreiselegge
4	Aussaattiefe	3 cm
5	Rückverfestigung des Bodens (nach der Aussaat)	keine
6	Unkrautregulierung	keine
7	Schädlingsbekämpfung	keine
8	Bewässerung	keine

Der zweite Versuch wurde als vollfaktorielles Design konzipiert und nur die Faktoren "Zeitpunkt der Überfahrt" (zwei Stufen) und "Fahrmodus" (drei Stufen) wurden variiert. Die übrigen Faktoren wurden auf ein festes Niveau gesetzt, da der Versuch nicht auf einem gesonderten Versuchsfeld, sondern auf der Fläche eines landwirtschaftlichen Betriebes durchgeführt wurde und die vom Landwirt vorgegebenen Einstellungen verwendet werden mussten. Die Versuchsfläche in diesem Versuch bestand aus

zwölf Parzellen. Die Tabellen 3 und 4 enthalten die verschiedenen kontrollierbaren und fixen Faktoren, die in dieser Studie berücksichtigt wurden.

Tabelle 3: Variierte kontrollierbare Faktoren im zweiten Versuch.

#	Kontrollierbare kontinuierlichen Faktoren	Einheit	Untere Grenze	Obere Grenze
1	Zeitpunkt der Überfahrt	BBCH	7	14
5	Fahrmodus	--	geradeaus	kurvig

Tabelle 4: Fixe Faktoren im zweiten Versuch.

#	Fixe Faktoren	Gewählte Stufe
1	Raps-Sorte	SY Alibaba
2	Saatgut-Behandlung	Standard-Beizung
3	Bodenbearbeitung / Saatbett-Zubereitung	Grubber, Scheibenegge
4	Aussaattiefe	2 cm
5	Bodenverfestigung (nach der Aussaat)	keine
6	Unkrautregulierung	chemisch
7	Schädlingsbekämpfung	chemisch
8	Bewässerung	keine
9	Gewicht des Fahrzeugs	120 kg
10	Zeilenabstand	22 cm
11	Aussaatzstärke	45 Samen/m ²

3.1.2 Nicht-kontrollierbare Faktoren

Zusätzlich zu den oben beschriebenen kontrollierbaren Faktoren wurden beide Experimente von mehreren nicht stellbaren Einflussgrößen beeinflusst, wie in Tabelle 5 dargestellt. Um den Einfluss der Umgebungsbedingungen bei der Versuchsauswertung berücksichtigen zu können, wurden die Saugspannung des Bodens und die Bodentemperatur gemessen und aufgezeichnet.

Tabelle 5: Nicht kontrollierbare Faktoren im zweiten Versuch.

#	Nichtkontrollierbaren Faktoren	Einheit	Erwartete untere Grenze	Erwartete obere Grenze
1	Saug-Spannung	hPa	-500	-10
2	Bodentemperatur	°C	0	20
3	Niederschlag (Dauer der Prüfung)	l/m ²	90	200
4	Lufttemperatur	°C	0	20
5	Unkraut-Konkurrenz	--	keine Unkräuter	kein Raps
6	Schädlinge	--	keine Schädlinge	kein Raps

Die Saugspannung des Bodens wurde an fünf Messstellen mit Tensiometern (0-600 hPa, ± 10 hPa) gemessen. Die Tensiometer wurden in einer Tiefe von 15 cm nach den Anweisungen von Cahn et al. (2012) installiert. Die Bodentemperatur wurde an einer Stelle direkt neben jedem Tensiometer mit dem digitalen Einsteckthermometer ST1 von PCE Instruments mit einem Messfehler von $\pm 0,1$ °C gemessen. Die Messungen wurden während der gesamten Versuchsdauer jeden Morgen um 9 Uhr durchgeführt. Die arithmetischen Mittelwerte der Messwerte für Temperatur und Saugspannung des Bodens sind in Abbildung 2 dargestellt.

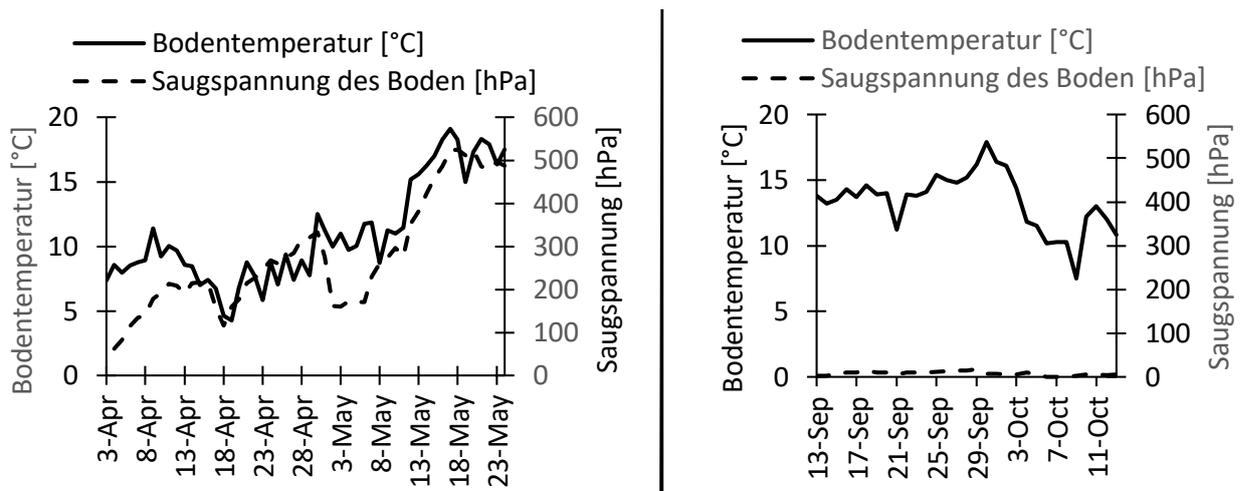


Abbildung 2: Gemessene Bodentemperatur in °C und Bodensaugspannung in hPa. Die Grafik des ersten Versuchs (Frühjahr) ist links und die Grafik des zweiten Versuchs (Herbst) ist rechts dargestellt.

Während des ersten Versuchs sind nur 13 l/m² Regen aufgezeichnet worden. Im regionalen Klima der Versuchsfläche kann diese Niederschlagsmenge als Dürre betrachtet werden. Die Saugspannung im Boden stieg während des gesamten Versuchs an und nahm bei Niederschlagsereignissen nur geringfügig ab. Zudem war es zwischen dem 15. April und dem 21. April mit Bodentemperaturen um 5 °C auch sehr kalt. Die Dürre während der Frühjahrsversuche, kombiniert mit der Kälteperiode, führte zu einem verlangsamten Wachstum der Rapskeimlinge. Daher überholte das Unkraut die Rapspflanzen, was zusätzlich einen negativen Einfluss auf die Pflanzenentwicklung hatte.

Im zweiten Versuch waren die Wetterbedingungen für Raps optimaler. Die Bodentemperatur lag zu keinem Zeitpunkt unter 10 °C und die gemessene Saugspannung (konstant um 10 hPa) zeigt, dass die Wasserversorgung immer gut war.

3.1.3 Aufbau und Durchführung der Versuche

Die Vorbereitungen für den ersten Versuch fanden Ende März statt. Die Versuchsfläche mit einer Gesamtgröße von 80 m x 40 m wurde in vier Hauptplots und acht Subplots unterteilt. Daraus ergaben sich insgesamt 32 Parzellen von 5 m x 18 m. In der Mitte des Areals wurde ein zwei Meter breiter Weg angelegt. Am 3. April 2017 wurde der Raps gesät. Zur Aussaat fuhr der Traktor an der Längsseite des Versuchsgeländes entlang und erreichte alle fünf Meter eine neue Parzelle. Der Traktor hielt zwischen Parzellen mit unterschiedlichen Aussaatmengen an, um die Saatmengeneinstellung der Sämaschine anzupassen. Außerdem wurde zur Hälfte jeder Überfahrt der Reihenabstand geändert. Insgesamt waren zwölf Überfahrten notwendig. Am 9. April 2017 und am 9. Mai 2017 wurden die Überfahrten mit dem Gummikettenfahrwerk durchgeführt. Am 24. Mai 2017 wurde der Versuch beendet. In Tabelle 6 ist der zeitliche Verlauf des Experiments zusammengefasst.

Tabelle 6: Verlauf des ersten Versuchs.

Datum	Aktion	Anzahl der Tage zwischen den Ereignissen
3. April 2017	Aussaat von Raps	
9. April 2017	Überfahrten der BBCH 7 Parzellen	6 Tage
9. Mai 2017	Überfahrt der BBCH 14 Parzellen	30 Tage
24. Mai 2017	Datenerhebung	15 Tage

Die Versuchsfläche für den zweiten Versuch hatte eine Gesamtgröße von 20 m x 20 m und wurde in zwölf Parzellen zu je 5 m x 6,5 m aufgeteilt. Am 1. September 2017 wurde der Raps mit identischem Reihenabstand (22 cm) für das gesamte Feld ausgesät. Die Überfahrten mit dem Gummikettenfahrwerk wurden am 7. und 26. September 2017 durchgeführt. In Tabelle 7 ist der Versuchsverlauf zusammengefasst. Am 11. Oktober 2017 wurde der Versuch gestoppt und die Messungen durchgeführt.

Tabelle 7: Verlauf des zweiten Versuchs.

Datum	Aktion	Anzahl der Tage zwischen den Ereignissen
1. September 2017	Aussaat von Raps	
7. September 2017	Überfahrten der BBCH 7 Parzellen	7 Tage
26. September 2017	Überfahrt der BBCH 14 Parzellen	19 Tage
11. Oktober 2017	Datenerhebung	15 Tage

3.1.4 Messungen der Zielgrößen "Pflanzen pro Fläche" und "Blattfläche"

Zur Auswertung der Versuche wurden die Zielgrößen "Pflanzen pro Fläche" und "Blattfläche" ermittelt. Die Messungen wurden in beiden Versuchen 15 Tage nach der Befahrung der letzten Parzellen mit dem Gummikettenfahrwerk durchgeführt. Die "Pflanzen pro Fläche" wurden durch manuelles Zählen gemessen, wobei ein Zählrahmen mit einer inneren Kantenlänge von 50 x 50 cm verwendet und immer an festen Messpunkten positioniert wurde. Es wurden vier Messungen pro Plot durchgeführt. Nachdem der Zählrahmen positioniert war, wurde der Bereich innerhalb des Zählrahmens manuell gejätet. Die Rapspflanzen im Rahmen wurden dann gezählt und die Anzahl der Pflanzen notiert.

Zur Bestimmung der "Blattfläche" wurden Fotos der Rapspflanzen innerhalb des Rahmens aufgenommen. Es wurde eine Sony DSC-H9 Kamera mit einer Bildauflösung von 8,1 Megapixeln verwendet. Eine Fotobox, die den Zählrahmenbereich abdeckte, wurde für die Bildaufnahme auf den Zählrahmen gestellt, um sicherzustellen, dass die Kamera immer in einer identischen Position zu den Rapspflanzen und dem Boden fixiert war. Die Fotobox war mit lichtdichtem Vlies abgedeckt, um gleichbleibende Lichtverhältnisse beim Fotografieren zu gewährleisten.

Die Bilder wurden später mit einem MATLAB Bildverarbeitungs-Skript ausgewertet. Es konnte die Methode von Lati et al. (2011) genutzt werden, welche die Blattfläche automatisch ermittelt. Farbbilder werden mit dieser Methode in eine beleuchtungsunabhängige Darstellung umgewandelt, was eine genaue Erkennung der Blattfläche bei unterschiedlichen Lichtverhältnissen ermöglicht. Der Mittelwert der Blattfläche jedes Messpunktes einer Parzelle wurde als Blattfläche der beobachteten Parzelle definiert.

3.1.5 Statistische Auswertung

Der erste Versuch wurde mit der Software JMP (SAS Institute Inc.) analysiert. Es wurde ein vollfaktorielles Mischmodell basierend auf dem in Kapitel 3.1.1 beschriebenen Versuchsplan verwendet. Eine manuelle schrittweise Rückwärtsreduktion des Modells wurde durchgeführt und nicht-signifikante Faktoren wurden aus dem Modell ausgeschlossen. Zur Analyse des Versuchs wurde eine Varianzkomponentenschätzung vom Typ III verwendet. Im zweiten Versuch wurde die Software Design-Expert 11 (Stat-Ease Inc.) eingesetzt. Aufgrund des einfachen Aufbaus wurde eine Typ III Vollfaktoranalyse durchgeführt. In beiden Analyseansätzen stellte eine

Residualanalyse sicher, dass alle Basisannahmen für den Betrieb des statistischen Modells erfüllt waren.

3.2 Ergebnisse und Diskussion

Die Tabellen 8 und 9 zeigen das Ergebnis des ersten und zweiten Versuchs. In beiden Tabellen sind in den ersten beiden Spalten die Faktornamen und die entsprechenden Faktoreinstellungen aufgeführt. In den folgenden Spalten werden zunächst der gemessene Mittelwert und dann der Maximal- und Minimalwert der Zielgröße "Pflanzen pro Fläche" angegeben. In den letzten drei Spalten der Tabelle sind der Mittelwert, der Maximal- und der Minimalwert für die Zielgröße "Blattfläche" aufgelistet. Der in Kapitel 3.1.1 beschriebene Versuchsplan impliziert das Auswertungsmodell. Die Validierung des Modells liefert einen Hinweis auf Kausalität. Die Ergebnisse der Modellierung werden in Kapitel 3.2.1 dargestellt.

Tabelle 8: Ergebnisse des ersten Versuchs.

Faktor	Faktoreinstellung	Pflanzen pro Fläche [Anz./m ²]			Blattfläche [Abdeckung in %]		
		Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.	Min.
Reihenabstand	12 cm	45,4	70,68	20	27,38	50,04	10,65
	24 cm	100,2	153,3	50,68	35,03	60,64	11,43
Aussaatmenge	80 Samen/m ²	59,16	93,32	20	25,75	47,72	10,65
	120 Samen/m ²	86,52	153,3	22,68	36,67	60,64	16,6
Fahrmodus	geradeaus	76,88	142,7	20	30,18	47,72	10,65
	kurvig	67,6	153,3	22,68	32,53	60,64	11,43
Zeitpunkt der Überfahrt	BBCH 14	68,56	142,7	20	32,18	60,64	11,43
	BBCH 7	76,16	153,3	24	30,45	50,04	10,65
Gewicht des Fahrzeugs	0 kg	74,68	142,7	24	27,13	43,81	10,65
	120 kg	69,68	117,3	29,32	35,72	60,64	13,73
	200 kg	73,44	153,3	20	31,25	47,72	11,43

Tabelle 9: Ergebnisse des zweiten Versuchs

Faktor	Faktoreinstellung	Pflanzen pro Fläche [Anz./m ²]			Blattfläche [Abdeckung in %]		
		Mittel	Max.	Min	Mittel	Max.	Min.
Fahrmodus	geradeaus	8,06	10,25	5,75	20,08	24,95	11,14
	kurvig	3,69	5,5	2,25	5,67	11,67	2,39
	nicht	8,88	10	7,5	25,96	32,14	19,4
Zeitpunkt der Überfahrt	BBCH 14	6,63	10,25	2,25	17,2	26,23	2,39
	BBCH 7	7,13	10	3,5	17,26	32,14	4,28

3.2.1 Modellbildung

Wie in Tabelle 10 aufgelistet, wurden für die Modellierung nur Faktoren und deren Kombination mit einem p-Wert < 0,1 verwendet. Für das Modell des ersten Versuchs und die Zielgröße "Pflanzen pro Fläche" wurden fünf Faktoren oder Faktorkombinationen berücksichtigt, während für die Zielgröße "Blattfläche" nur drei Faktoren oder Faktorkombinationen relevant waren. Im zweiten Versuch hatte für beide Ergebnisse nur der Faktor "Fahrmodus" einen relevanten p-Wert.

Tabelle 10: P-Werte von Faktoren und Faktorkombinationen

Versuch und Ergebnis	Faktor oder Faktorkombination	P-Wert
erster Versuch Pflanzen pro Fläche	Fahrmodus x Überfahrtszeit	0.00146
	Aussaatstärke	0.00209
	Fahrmodus	0.00561
	Reihenabstand	0.02138
	Gewicht des Fahrzeugs x Gewicht des Fahrzeugs	0.03095
	Zeitpunkt der Überfahrt	0.06395
	Gewicht des Fahrzeugs	0.46234
erster Versuch Blattfläche	Aussaatstärke	0.00400
	Gewicht des Fahrzeugs x Gewicht des Fahrzeugs	0.05505
	Fahrmodus x Überfahrtszeit	0.08649
	Gewicht des Fahrzeugs	0.18143
	Fahrmodus	0.23591
Zeitpunkt der Überfahrt	0.49754	
zweiter Versuch Pflanzen pro Fläche	Fahrmodus	0.0216
	Zeitpunkt der Überfahrt	0.6805
	Fahrmodus x Zeitpunkt der Überfahrt	0.7786
zweiter Versuch Blattfläche	Fahrmodus	0.0072
	Zeitpunkt der Überfahrt	0.6047
	Fahrmodus x Zeitpunkt der Überfahrt	0.9865

Die Analyse der p-Werte zeigte, dass es in den Versuchen keine Wechselwirkung zwischen maschinenbezogenen Faktoren wie "Fahrmodus" oder "Gewicht des Fahrzeugs" und Pflanzenproduktionsfaktoren wie "Aussaatstärke" oder "Reihenabstand" gab. Die Ergebnisse dieser Studie deuten darauf hin, dass die Auswirkungen von Überfahrten unabhängig von den Anbauverfahren und -strategien gelten könnten.

Im ersten Versuch wurde eine Wechselwirkung zwischen den Faktoren "Zeitpunkt der Überfahrt" und "Fahrmodus" beobachtet. In der zweiten Studie wurde diese Wechselwirkung nicht festgestellt. Dies kann auf die kalten und trockenen Witterungsbedingungen während der Studie zurückzuführen sein (Chinnusamy et al., 2007; Kagale et al., 2007). Weitere Gründe für die unterschiedlichen Faktorwechselwirkungen können die unterschiedlichen Zeitabstände zwischen den Transiten im Herbst (19 Tage) und Frühjahr (33 Tage), die verschiedenen Rapsorten und die verschiedenen Anbauverfahren sein.

Nach der Modellierung wurde eine Residualanalyse durchgeführt, die ein R^2 von 0,9 für das Modell der Zielgröße "Pflanzen pro Fläche" und ein R^2 von 0,8 für das Modell der Zielgröße "Blattfläche" des ersten Versuchs, ein R^2 von 0,7 für das Modell der Zielgröße "Pflanzen pro Fläche" und ein R^2 von 0,8 für das Modell der Zielgröße "Blattfläche" des zweiten Versuchs ergab.

3.2.2 Ergebnisse des Versuchs im Frühling

In Abbildung 3 sind die im Modell bestimmten Kurvenverläufe des Einflusses der einzelnen Faktoren auf die Zielgröße "Pflanzen pro Fläche" zu sehen. Die Grafik für den Faktor "Reihenabstand" hat eine negative Steigung. Bei richtiger Einstellung der Sätechnik wird davon ausgegangen, dass für jeden Reihenabstand die gleiche Anzahl von "Pflanzen pro Fläche" wächst. Die negative Steigung des Graphen wird sehr wahrscheinlich durch einen Fehler in der Einstellung der Sämaschine verursacht. Während der Anlage der Versuchsflächen wurde die Sämaschine an den Parzellengrenzen angehalten und die Einstellungen der Maschine wurden entsprechend den Anforderungen der nächsten Parzellen geändert. Die Trägheit der Sämaschine könnte dazu geführt haben, dass das verbleibende Saatgut in den Särohren in die nächste Parzelle verschleppt wurde. Es ist auch offensichtlich, dass mehr Rapspflanzen gefunden werden können, wenn mehr Samen pro Fläche ausgesät werden. Das Fahren in geraden Linien führt zu einer höheren Anzahl von "Pflanzen pro

Fläche" als das Fahren in Kurven. Dies stimmt mit der Annahme überein, dass die Rapspflanzen besser in der Lage sind, gerade Überfahrten anstelle von Überfahrten in Kurven zu überstehen, da im letzteren Fall die Pflanzen neben dem Druck nach unten auch einer seitlichen Scherbeanspruchung ausgesetzt sind. Die Versuche bestätigen die Annahme, dass Überfahrten in einem frühen Stadium der Pflanzenentwicklung geringere Pflanzenverluste verursachen, da die Pflanzen noch vollständig mit Erde bedeckt sind.

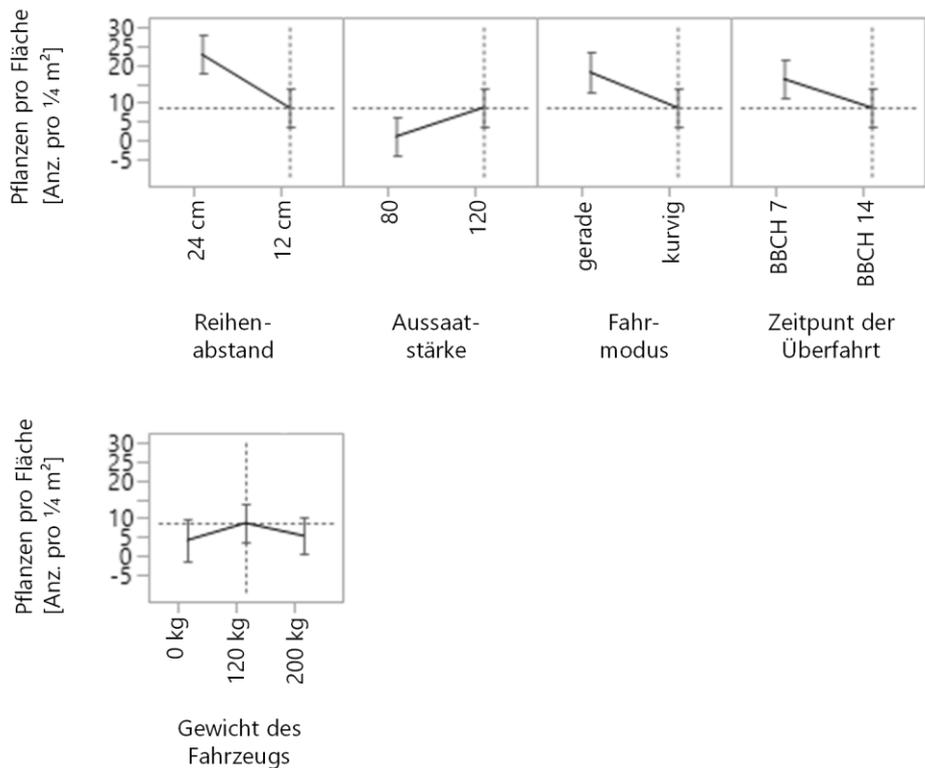


Abbildung 3: Vorhersagemodell für die Zielgröße "Pflanzen pro Fläche".

Die Kurve des Faktors "Gewicht des Fahrzeugs" unterscheidet sich vom erwarteten Verlauf. Es wurde angenommen, dass umso weniger Pflanzen pro Fläche verloren gehen, je leichter das eingesetzte Fahrzeug ist. Davon ausgehend sollte sich die höchste Anzahl von Pflanzen in einem nicht durchquerten Gebiet befinden. Die Kurve zeigt jedoch, dass in Parzellen ohne Überfahrten weniger Pflanzen pro Fläche wuchsen als in Parzellen, die mit einem 120 kg schweren Fahrzeug befahren wurden. Auf den Parzellen, die von einem 200 kg schweren Fahrzeug überquert wurden, wurden den Erwartungen entsprechend weniger Pflanzen pro Fläche gefunden. Die Erklärung für die nicht kontinuierlich sinkende Pflanzenanzahl ist, dass aufgrund der Trockenheit (siehe Kapitel 3.1.2) und der Tatsache, dass die Samen nach der Aussaat nicht angewalzt

wurden, die Überfahrt mit dem 120 kg schweren Fahrzeug die gleiche Wirkung zeigt wie eine Walze, die durch Druck den Bodenkontakt (oder: Bodenschluss) der Samen verbessert. Durch die Überfahrten hatten die Jungpflanzen eine bessere Verbindung zum Boden und konnten besser wachsen (Heath, 1937). Bei einem Fahrzeuggewicht von 200 kg waren die entstehenden Schäden durch die Überfahrt bereits so stark, dass der positive Anwalzeffekt überkompensiert wurde. Dies stimmt mit der Studie von Rosenberg (1964) überein.

Das in Abbildung 4 dargestellte Modell der Zielgröße "Blattfläche" untermauert die Beobachtungen und technischen Interpretationen aus Abbildung 3. Wie oben beschrieben, wachsen mehr Pflanzen mit höherer Aussaatstärke und damit ist auch die Blattfläche größer. Bei Geradeausfahrten ist die gemessene Bedeckung höher als bei Kurvenfahrten. Durchgänge bei BBCH 7 führen zu einer kleineren Blattfläche im Vergleich zu Kreuzungen bei BBCH 14. Der trockenheitsbedingte Kurveneffekt bei der Berücksichtigung des Fahrzeuggewichts wird auch für die Zielgröße "Blattfläche" ermittelt.

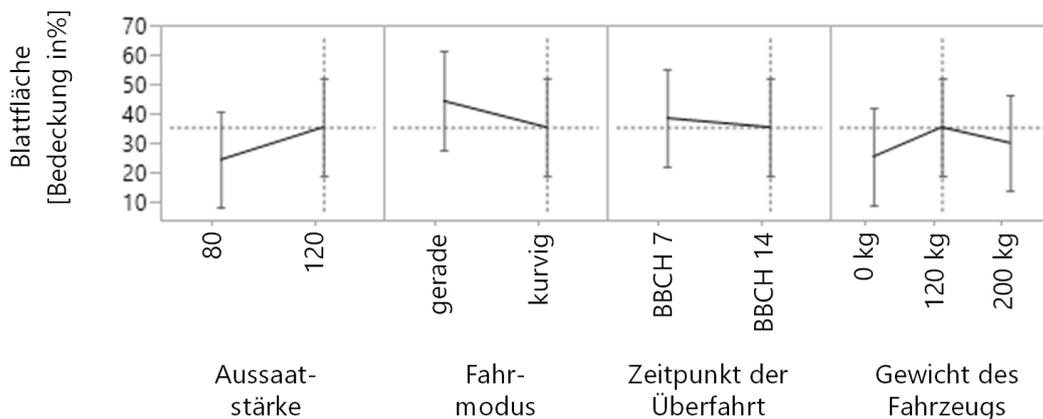


Abbildung 4: Vorhersagemodell der Antwort "Blattfläche".

3.2.3 Ergebnisse des Versuchs im Herbst

Abbildung 5 zeigt eine grafische Darstellung des Modells für der Zielgröße "Pflanzen pro Fläche" des zweiten Versuchs. Wie bereits erwähnt, war aufgrund des p-Wertes nur der Faktor "Fahrmodus" für das Modell relevant (Tabelle 10). Dieses Modell unterstreicht das Potenzial der Geradeausfahrt, da die Anzahl der gezählten Rapspflanzen pro Fläche nur geringfügig niedriger ist als in den nicht gekreuzten Gebieten.

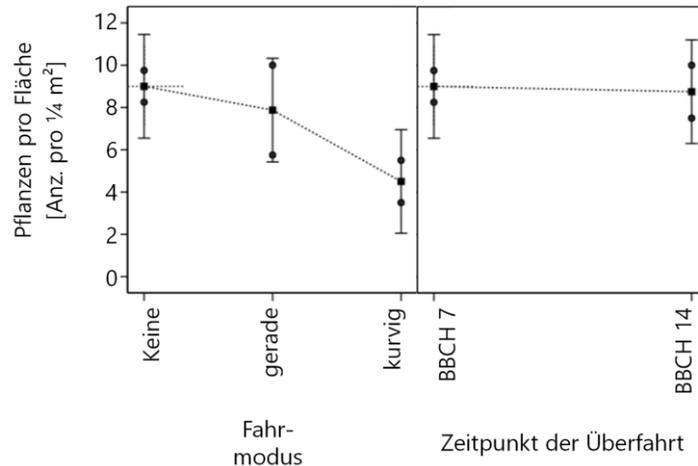


Abbildung 5: Zweiter Versuch "Pflanzen pro Fläche".

In Abbildung 6 ist die Grafik für das Modell der Zielgröße "Blattfläche" zu sehen. Wie die Zielgröße "Pflanzen pro Fläche" zeigt es die Tendenz, dass das Fahren in geraden Linien weniger Schaden verursacht als das Fahren in Kurven.

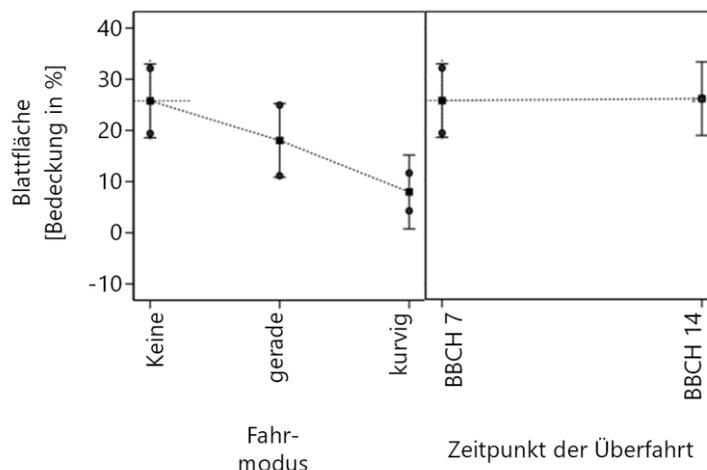


Abbildung 6: Zweiter Versuch "Blattfläche".

3.2.4 Interpretation der Beobachtungen

Verschiedene Szenarien können mit den entwickelten Modellen verglichen werden. In einem idealen Szenario für den ersten Versuch ("Reihenabstand" = 24 cm; "Aussaatmenge" = 120 Samen/m²) ohne Überfahrten berechnet das Modell eine Pflanzdichte von 112,36 Pflanzen pro Quadratmeter. Dies entspricht einer Auflauftrate von 93,6 %. In einem Worst-Case-Szenario mit einem kurvenreichen "Fahrmodus", einem "Gewicht des Fahrzeugs" von 200 kg und einem "Zeitpunkt der Überfahrt" bei BBCH 14 berechnet das Modell eine Pflanzendichte von 88,04 Pflanzen pro

Quadratmeter. Das bedeutet, dass die Anzahl der "Pflanzen pro Fläche" um 21,6 % gegenüber dem oben genannten Szenario zurückgegangen ist und die Auflauftrate jetzt bei 73,4 % liegt.

Die Literatur berichtet überwiegend über Ergebnisse zu Pflanzenpflegetechnologien wie Hacken oder Striegeln. Norremark et al. (2008) haben ein robotergestütztes Hacksystem getestet und zeigen, dass die Entwickler dieser Technologien die Bedeutung von Präzision bei der Navigation sehr ernst nehmen, um Pflanzenschäden zu vermeiden. Astrand et al. (2002) protokollierten lediglich eine Beschädigung von 1 % der Kulturpflanzen, als sie ihre Roboterhacke für Zuckerrüben verwendeten. Tillett et al. (2008) entwickelten eine Roboter-Scheibenhacke, die in einem Feldtest 4 % bis 8 % der gepflanzten Kohlpflanzen beschädigte. Laut Lieven et al. (2008) ist ein Striegel dann zur Unkrautbekämpfung im Raps geeignet, wenn maximal 15 % Pflanzenverlust auftreten. Aufgrund dieses Wertes ist das Kompensationspotenzial von Raps viel besser, als es die geringe Anzahl akzeptierter Schäden bei den Tests mit den oben beschriebenen Robotersystemen vermuten lässt. Die Höhe der kompensierbaren Verluste ermutigt dazu, das Konzept der von gesäten Reihen unabhängigen Navigation fortzusetzen. Zumal auch aus der Forschung über die Auswirkungen von Klima und Wetter auf Raps, z.B. Hagelschaden, bekannt ist, dass Raps Verluste in der Pflanzendichte durch größeres Massenwachstum kompensieren kann. Mc Gregor (1987) ermittelte den Ertrag von Rapspflanzen mit unterschiedlichen Pflanzendichten und stellte fest, dass auf einem Feld mit 40 Pflanzen pro Quadratmeter der Ertrag in Körnern nur 20 % niedriger war als auf einem Feld mit 100 Pflanzen pro Quadratmeter.

Zukünftige Forschungsarbeiten sollten die Einbeziehung von Umweltfaktoren in diese Navigationsstrategie untersuchen, wie z.B. Wetter- und Bodenverhältnisse und Schäden durch die Überfahrt. Darüber hinaus müssen die Anbauziele und -strategien sowie die vom Roboter ausgeführten Aufgaben einbezogen werden. Die Untersuchung des Pflanzenzustands und des Wachstumsstatus könnte eine sinnvolle Ergänzung bei der Weiterentwicklung des Roboters sein.

4 Untersuchung optischer Eigenschaften von Schnecken und Böden

Um Schnecken mit einem Feldroboter bekämpfen zu können, wird ein zuverlässiges Verfahren zur Schneckenerkennung benötigt. Eine Nachbildung des in Kapitel 2 beschriebenen Ansatzes von Kelly und Melhuish (2001), die als Vorarbeit zur Forschungsarbeit dieser Dissertationsschrift an der Hochschule Konstanz durch Philipp Lohrer aufgebaut wurde, zeigte, dass Schnecken der Art *A. vulgaris* und dunkel gefärbte Individuen der Art *D. reticulatum* nicht detektiert werden können. Beide Schneckenarten sind wichtige Schädlinge, wie bereits in Kapitel 1 erwähnt wurde. Daher werden die optischen Eigenschaften von Schnecken und Böden untersucht, um zu verstehen, wie alle Individuen beider Arten identifiziert werden können.

Der Hintergrund von auf dem Acker fotografierten Schnecken ist der Ackerboden, auf dem sie leben. Viscarra Rossel et al. (2006) betonen die Bedeutung von Farbe als Eigenschaft der Bodenbeschaffenheit. Sie wird von Bodenwissenschaftlern häufig zur Identifizierung und Klassifizierung von Böden verwendet. Die Farbe des Bodens variiert je nach Standort. Zusätzlich variiert die Helligkeit der Bodenfarbe mit der Bodenfeuchte.

Das Ziel des in diesem Kapitel beschriebenen Versuchs war die Untersuchung der relativen Reflexion von *D. reticulatum* und *A. vulgaris* auf verschiedenen Böden durch Hyperspektralaufnahmen, um ein System zur Schneckenerkennung entwickeln zu können, das die Erkennung von Schnecken durch ein einfaches Schwellwertverfahren, wie es von Bovik (2005) beschrieben wird, bei der Bildverarbeitung ermöglicht.

4.1 Material und Methoden

4.1.1 Verwendete Bodenproben und untersuchte Schnecken

60 Individuen der Arten *D. reticulatum* und *A. vulgaris* wurden direkt vom Feld gesammelt und bis zur Durchführung des Experiments einzeln in Schraubengläsern gehalten. Jedes Schraubglas wurde mit einer 1 cm dicken Schicht Terrarienerde gefüllt. Die Schnecken wurden täglich mit einer Sprühflasche getränkt und hatten nach Belieben Zugang zu Nahrung (Salatblätter). Für die Hyperspektralaufnahme wurden die lebenden Schnecken auf dem Schlitten der Hyperspektralkamera positioniert und gescannt, während sie darauf krochen.

Von sieben verschiedenen Ackerflächen im Werra-Meißner-Kreis wurden Bodenproben unterschiedlicher Bodenfarbe entnommen. Die Bodenproben wurden 24 Stunden lang bei 105 °C im Ofen getrocknet (Schulte et al., 1996), gesiebt und auf drei verschiedene Feuchtigkeitsstufen befeuchtet, die den erwarteten Bereich der Bodenfeuchtigkeit auf dem Feld darstellen. Tabelle 11 zeigt die Feuchtwerte der Bodenproben und das Verfahren zur Probeneinstellung.

Tabelle 11: Feuchtwerte von Bodenproben und Verfahren zur Probeneinstellung

Feuchtigkeitsgehalt der Bodenprobe	Verfahren zur Probenanpassung
gesättigt	gesättigt nach DIN EN ISO 11274 (2018)
Wassergehalt 25 %	gemischt mit Wasser zu einem Gewichtsverhältnis von 25 %
trockene Probe	im Ofen getrocknet und in Kunststoffzylinder gesiebt

Die Proben wurden im Labor mit einer Hyperspektralkamera untersucht (Kapitel 4.1.2). Die erhaltenen Daten wurden analysiert (Kapitel 4.1.3) und die Ergebnisse zum Aufbau einer Schnecken-Erkennung verwendet (Kapitel 4.1.4).

4.1.2 Hyperspektralaufnahmen

Methoden zur Untersuchung der chemischen oder physikalischen Eigenschaften hinter dem optischen Erscheinungsbild verschiedener Oberflächen oder Gegenstände durch hyperspektrale Bilderfassung wurden in verschiedenen Bereichen erprobt. Von Gersdorff et al. (2017) verwendeten Hyperspektralaufnahmen, um das Trockenverhalten von Fleisch zu überwachen. Shrestha et al. (2017) überprüften die Qualität von getrockneten Apfelscheiben durch hyperspektrale Bilder. Okamoto et al. (2007) verwendeten eine tragbare Hyperspektralkamera, um Pflanzen zur Unkrautbekämpfung zu klassifizieren.

Für die Hyperspektralaufnahme wurden 20 ml Bodenmaterial der Probe in Kunststoffzylinder gefüllt. Für jede Bodenart wurde es eine Probe für jeden Feuchtigkeitsgehalt verwendet. Die Abmessungen der Kunststoffzylinder betragen 30 mm im Durchmesser und 5 mm in der Höhe.

Die Bilder wurden von einer Specim V10E PFD-Kamera mit linearem Translationsschlitten (Specim Spectral Imaging Ltd., Finnland) mit einem Schneider 35 mm-Objektiv (Xenoplan 1.9/35, Schneider Optische Werke GmbH, Deutschland) aufgenommen. Abbildung 7 zeigt ein einfaches Layout der Hyperspektralkamera. Der

Abstand zwischen Objektiv und Probe betrug 27 cm. Die Beleuchtung erfolgte mit 3 x 60 W GU10-Halogenlampen. Der Translationsschlitten bewegt sich mit 8 mm/s, um einen räumlichen Bereich von 0,03 mm² pro Pixel zu erzeugen. Die Reflexionsspektren der Wellenlänge von 400 nm bis 1.010 nm werden in 1,5 nm Schritten erfasst. Die gesamte Bildverarbeitung wurde in MATLAB 2013a unter Verwendung der in früheren Untersuchungen von Crichton et al. (2017a), Crichton et al. (2017b) und Amjad (2018) beschriebenen Methode durchgeführt. Die Bildverarbeitung der hyperspektralen Bilder lieferte für jede aufgenommene Probe ein Reflexionsspektrum. Die Bilder für die Bodenproben wurden einzeln aufgenommen. Die Bilder der Schnecken wurden mit zwei oder drei Schnecken der gleichen Art auf einmal aufgenommen.

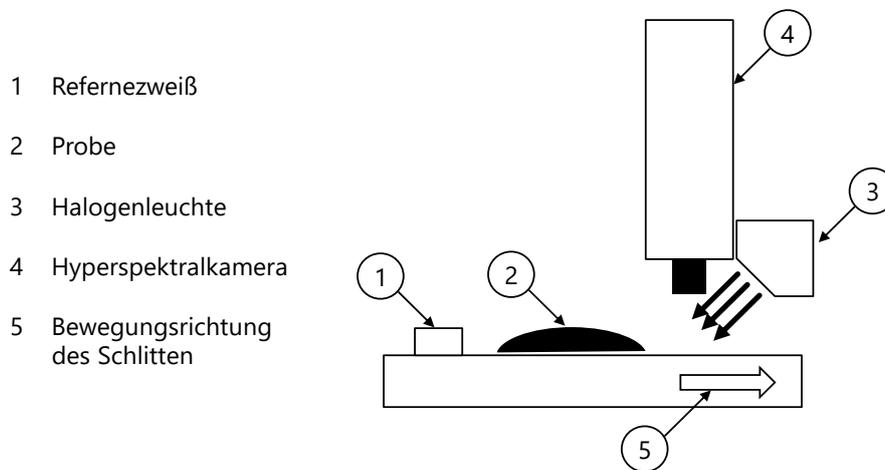


Abbildung 7: Aufbau der Hyperspektralkamera.

4.1.3 Datenanalyse

Die aus den Hyperspektralaufnahmen gewonnenen Reflexionsspektren wurden wie in Gleichung (1) dargestellt, mit einem gleitenden Durchschnitt (m_{MA}) gefiltert und geglättet:

$$m_{MA}^{(n)}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} x(t - i) \quad (1)$$

wobei n die Ordnung des gleitenden Mittelwerts und x den gegebenen Wert darstellt, der geglättet werden soll. Um den gleitenden Durchschnitt zu zentrieren, wurde der berechnete Durchschnitt um die Gruppenlaufzeit (τ) verschoben, die mit Gleichung (2) berechnet wurde:

$$\tau = \frac{n-1}{2} \quad (2)$$

Alle lokalen Extremstellen wurden durch die Methoden der Kurvendiskussion berechnet. Bei der Kurvendiskussion werden die Nullstellen der ersten Ableitung einer Funktion ermittelt, um die Extremstellen einer Funktion zu lokalisieren. Mithilfe der zweiten Ableitung wird ermittelt, ob an den gefundenen Punkten ein lokales Maximum, ein lokales Minimum oder ein Sattelpunkt liegt. Die Ableitung einer Funktion für einen gegebenen Eingangswert misst die Steigung der Tangente zum Kurvenverlauf der Funktion an diesem Punkt. Diese Steigung wird durch Gleichung (3) berechnet (Scheid, 2009):

$$\frac{df(x_1)}{d(x_1)} = \frac{\Delta x_1}{\Delta y_1} \quad (3)$$

Eine Extremstelle wird erreicht, wo die Steigung der Tangente Null ist und somit Gleichung (4) gilt:

$$\frac{df(x_1)}{d(x_1)} = 0 \Rightarrow \text{Extreme point for } f(x_1) \quad (4)$$

Alle Extrema der Reflexionsspektren von Boden und Schnecken wurden analysiert, um die besten Maxima und Minima zu identifizieren und so zwischen den erfassten Reflexionsspektren von Boden und Schnecken differenzieren zu können.

4.1.4 Aufbau der Schneckenerkennung

Anhand der ermittelten Extrempunkte zur Unterscheidung von Schnecken und Erde wurde ein Kamerasystem konfiguriert und geeignete Filter ausgewählt. Das Kamerasystem besteht aus zwei von Edmund Optics bezogenen schmalen Bandpassfiltern, einem servogesteuerten Filterwechsler, einer monochromen Kamera (IDS UI3860CP-M-GL_R2, CMOS, 2,12 Megapixel) und einem 25 mm Objektiv (Tamron, M118FM25). Für die Beleuchtung wurden vier 20 W Halogenlampen verwendet, siehe Abbildung 8.

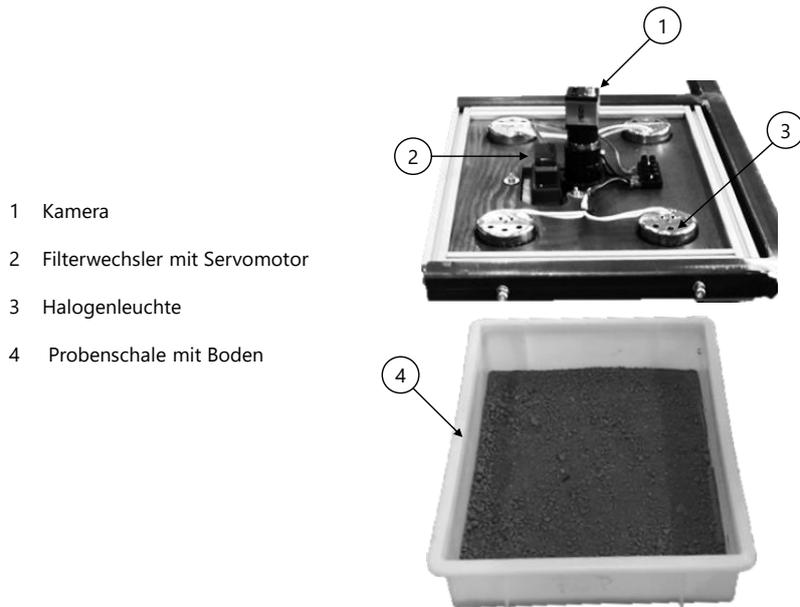


Abbildung 8: Aufbau des Schnecken-Detektors.

Zur Simulation des Filterverhaltens wurden polynomiale Regressionen der Empfindlichkeit der Kamera, der Emission der Halogenlampen und des Reflexionsgrades von Schnecken und Erde verwendet. Dabei wurde davon ausgegangen, dass das Ergebnis der Integration innerhalb der Grenzen der Nennwellenlänge des Filters über die Summe der genannten Regressionen der physikalischen Transmission des Filters entspricht. Die Auswahl der Filter wurde durch die Produktpalette des Herstellers eingeschränkt. Das System zur Schneckenerkennung nimmt mit jedem der Filter ein Foto von dem Bereich auf, der nach Schnecken abgescannt werden soll. Die beiden aufgenommenen Bilder werden dann pixelweise voneinander subtrahiert. Durch die Subtraktion des mit dem 975 nm Bandpassfilter aufgenommenen Bildes (nahe dem Maximum des Reflexionsspektrums der Schnecken) von dem mit dem 925 nm Bandpassfilter aufgenommenen Bild (nahe dem Minimum des Reflexionsspektrums der Schnecken) bleibt eine Restmenge der Schnecken-Pixelwerte erhalten. Die Boden-Pixelwerte werden durch die Subtraktion sehr klein oder negativ und im resultierenden Bild ausgelöscht.

4.2 Ergebnisse

4.2.1 Gemessene Reflexion von Böden und Schnecken

Die Kurven in Abbildung 9 zeigen die gemessenen Reflexionsspektren von Böden und Abbildung 10 die gemessenen Reflexionsspektren der untersuchten Schneckenarten.

Die Reflexionsspektren als Ergebnis der hyperspektralen Bildaufnahme werden als Graphen in kartesischen Koordinatensystemen dargestellt. Die Wellenlänge der reflektierten Strahlung in Nanometern ist auf der x-Achse und der relative Reflexionsgrad auf der y-Achse angegeben.

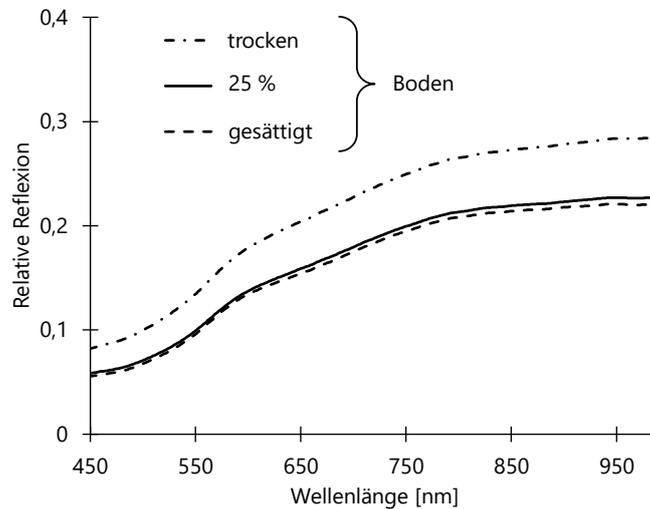


Abbildung 9: Mittelwert der Reflexionsspektren der untersuchten Böden.

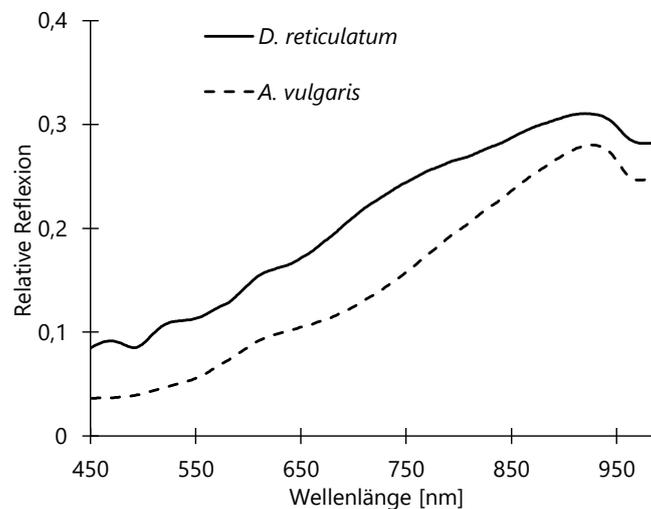


Abbildung 10: Durchschnittliche Reflexion der untersuchten Schneckenarten.

Die Grafik in Abbildung 9 zeigt die Mittelwerte der verschiedenen Feuchtwerte aller untersuchten Böden. Der relative Reflexionsgrad der Böden nimmt bei allen untersuchten Bodenfeuchten mit der Wellenlänge zu. Trockener Boden hat eine höhere relative Reflexion als nasser oder gesättigter Boden. Die Darstellung in Abbildung 10 zeigt das Reflexionsspektrum der Schnecken. Die Kurven zeigen die mittlere relative Reflexion der untersuchten Individuen der Arten *D. reticulatum* und *A. vulgaris*. In den

Bereichen roter und VNIR Wellenlängen steigen die Kurven der beiden Schneckenarten an, bis sie ein Maximum erreichen. Es folgt eine Abnahme der relativen Reflexion auf ein lokales Minimum.

4.2.2 Steigungen in den Verläufen der relativen Reflexion

In Abbildung 11 ist die erste Ableitung des relativen Reflexionsgrades von Böden und in Abbildung 12 die der untersuchten Schneckenarten als Grafik dargestellt. In beiden Abbildungen wird die Wellenlänge der reflektierten Strahlung in Nanometern auf der x-Achse und die relative Reflexion auf der y-Achse angegeben.

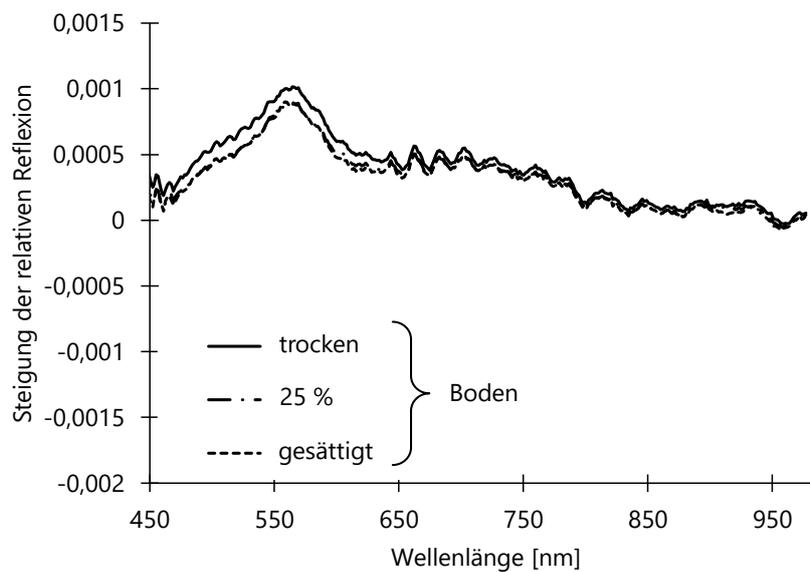


Abbildung 11: Erste Ableitung der relativen Reflexion von Böden.

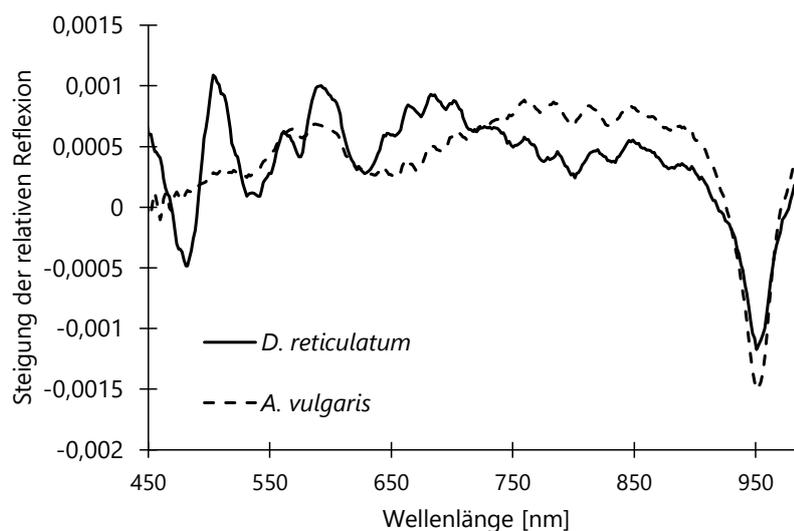


Abbildung 12 : Erste Ableitung der Reflexion der untersuchten Schneckenarten.

Die Steigung der relativen Reflexion des Bodens ist im gesamten Diagramm positiv, abgesehen von einem kleinen Bereich im VNIR-Bereich. Aufgrund der Nullpunkte im Bereich von 946 nm und 968 nm können die Bodenkurven mathematisch nicht als monoton steigend betrachtet werden. Unter Berücksichtigung einer Toleranz ist jedoch eine technische Monotonie gegeben.

Die Kurven der Ableitung des Reflexionsgrades der Schnecken zeigen dagegen einige auffällige Nullpunkte in Verbindung mit deutlichen Veränderungen der Steigungen, was auf deutliche Extrema hinweist. Die vielversprechendsten Extrempunkte für eine einfache Schneckendetektion liegen wieder im VNIR-Bereich. Die Maxima des relativen Reflexionsgrades der Schnecken wurden zwischen einer Wellenlänge von 910,33 nm und 934,67 nm gemessen. Die Minima des relativen Reflexionsgrades wurden zwischen 968,90 nm und 981,99 nm gemessen. Die genaue Position der Extremwerte ist abhängig von der Art und dem Individuum der Schnecke. Auffällig ist die geringe Streuung bei den gemessenen Wendepunkten. Diese liegen alle in einem sehr schmalen Band um eine Wellenlänge von 951 nm. Die gefundenen Extrema im VNIR-Bereich sind in Tabelle 12 zusammengefasst.

Tabelle 12: Minimal-, Maximal- und Mittelwerte der gefundenen Extremstellen.

Art	<i>D. reticulatum</i>			<i>A. vulgaris</i>		
	Max	Wendepkt.	Min	Max	Wendepkt.	Min
mittlere Wellenlänge [nm]	920,60	950,95	977,99	926,71	951,28	972,50
höchste Wellenlänge [nm]	931,42	950,95	981,99	934,67	952,58	975,44
niedrigste Wellenlänge [nm]	910,33	950,95	975,44	921,68	950,95	968,90

Ein Vergleich der Kurven der relativen Reflexion von *D. reticulatum* und *A. vulgaris* in Abbildung 10 zeigt, dass *D. reticulatum* einige Peaks im Bereich von 500 nm bis 600 nm aufweist, während der relative Reflexionsgrad von *A. vulgaris* einen monotonen Verlauf aufweist. Die Maxima von *D. reticulatum* werden auch durch die Nullstellen der Steigung der relativen Reflexion von *D. reticulatum* in Abbildung 12 angezeigt. Diese Peaks könnten eine Unterscheidung zwischen den Arten ermöglichen.

Die in Abbildung 13 dargestellten Diagramme erlauben einen Vergleich der Reflexionsspektren von *A. vulgaris* und des untersuchten Bodens. Die Plots in Abbildung 14 ermöglichen einen Vergleich der Reflexionsspektren von Böden und *D. reticulatum*. In beiden Diagrammen von Abbildung 13 und Abbildung 14 zeigen die dicke gepunktet Linie den Verlauf der durchschnittlichen relativen Reflexion des

Bodens und die dicke durchgezogene Linie den Verlauf der durchschnittlichen relativen Reflexion der Schnecken. Die dünnen kurz gestrichelten und die dünnen lang gestrichelten Linien stellen den höchsten und den niedrigsten Messwert der relativen Reflexion der Böden dar. Die höchsten und niedrigsten Werte der relativen Reflexion der untersuchten Schneckenarten werden durch dünne Strich-Punkt-Linien und dünne Strich-Doppelpunkt-Linien veranschaulicht. Die Graphen in Abbildung 13 und Abbildung 14 zeigen, dass die Farbvariation und damit die relative Reflexion unter *D. reticulatum* viel höher ist als bei *A. vulgaris*. Einige Individuen der Art *D. reticulatum* sind deutlich heller als *A. vulgaris*.

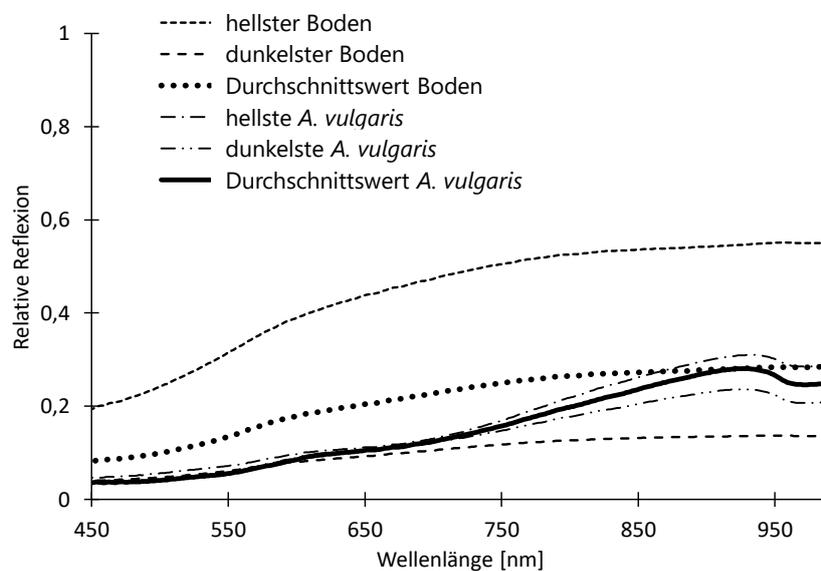


Abbildung 13: Vergleich der relativen Reflexion von Boden und *A. vulgaris*.

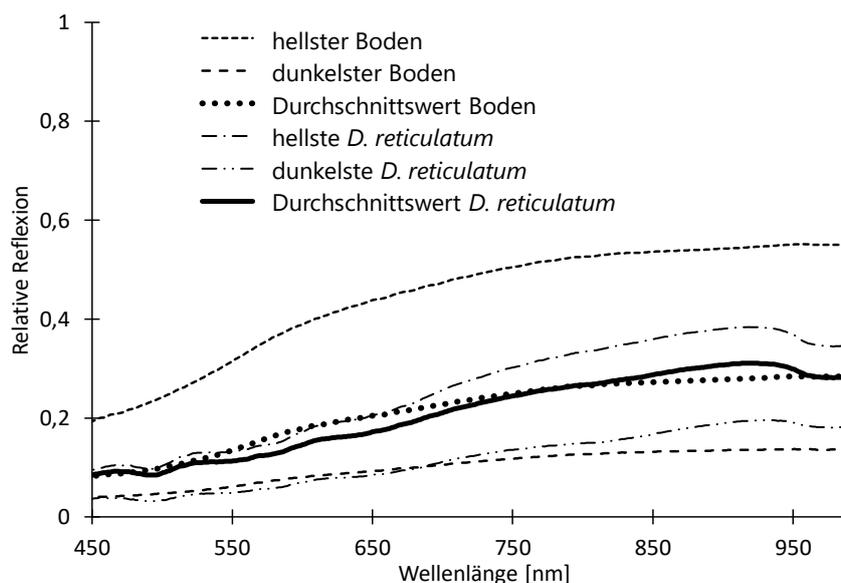


Abbildung 14: Vergleich der relativen Reflexion von Boden und *D. reticulatum*.

Neben der Art der Schnecke hat der Bodenzustand einen Einfluss auf die optische Wirkung der Schnecke auf dem Boden im Bild. In Abbildung 15 sind zwei mit einem 925 nm Bandpassfilter aufgenommene Bilder desselben Individuums von *D. reticulatum* auf demselben Boden dargestellt. Im linken Bild befindet sich die Schnecke auf nassem Boden, im rechten kriecht sie auf trockenem Boden. Im linken Bild erscheint die Schnecke hell und im rechten Bild dunkel.

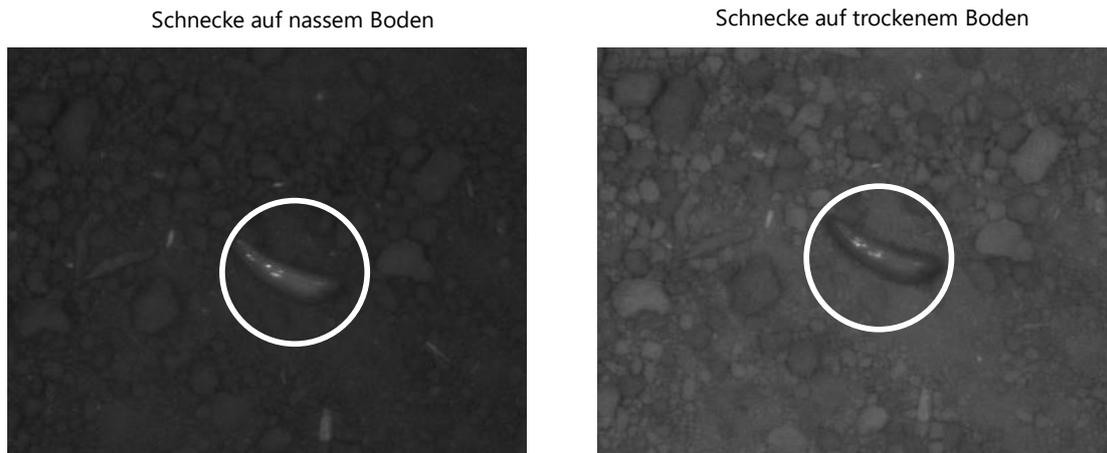


Abbildung 15: Einfluss der Bodenfeuchte auf die Sichtbarkeit von *D. reticulatum*.

Gezeigt werden zwei durch einen 925 nm Bandpassfilter aufgenommene Bilder desselben *D. reticulatum* Individuums auf demselben Boden. Auf dem linken Bild ist der Boden nass. Im rechten Bild ist der Boden trocken.

Abbildung 16 zeigt das Boxplot-Diagramm der Subtraktion der relativen Reflexionswerte bei 975 nm von den relativen Reflexionswerten bei 925 nm für alle Bodenproben und alle in diesem Experiment verwendeten Schnecken. Es fällt auf, dass die Differenz der relativen Reflexion der Schneckenproben deutlich größer ist, als die Differenz der relativen Reflexion der Bodenproben. Im Durchschnitt ist die Differenz der relativen Reflexion der Schneckenproben 12,4-mal größer als die Differenz der relativen Reflexion der Bodenproben. Dieser Unterschied zwischen den Reflexionsdifferenzen ermöglicht eine zuverlässige Unterscheidung zwischen Schnecken und Böden.

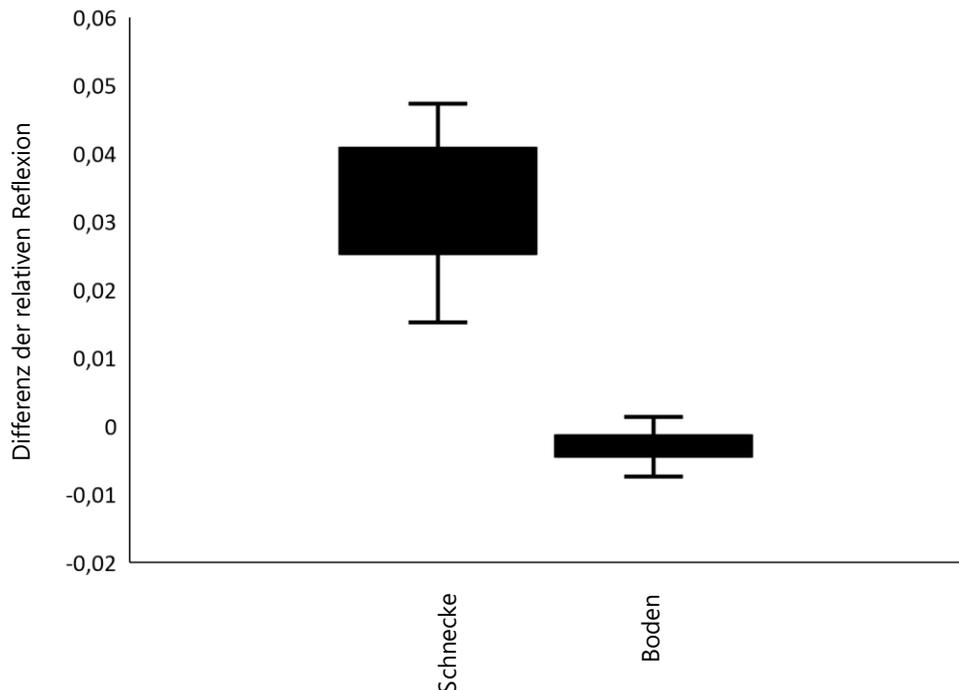


Abbildung 16: Boxplot des Ergebnisses der Subtraktion der Werte der 975 nm Reflexion von den Werten der 925 nm Reflexion für Schnecken und Böden.

4.3 Diskussion

4.3.1 Vergleich zu anderen Studien

Die Spektren der Böden, wie oben in Abbildung 9, Abbildung 13 und Abbildung 14 dargestellt, zeigen den gleichen Verlauf wie andere zuvor beschriebene Studien (Bendor et al., 1999; Shepard et al., 2002; Vasques et al., 2014). Die chemische Zusammensetzung von Schneckenschleim wurde von Skingsley et al. (2000) mittels IR-Spektroskopie untersucht. Sie fanden heraus, dass die gemessenen Spektren verwendet werden können, um nicht nur die molekulare Zusammensetzung des Schleims, sondern auch die Art der Schnecke zu bestimmen. Der Unterschied in der Steigung der relativen Reflexion, in Abbildung 12 zu sehen, zeigt, dass es möglich ist, die Schneckenarten auch im Bereich des sichtbaren Lichts spektroskopisch zu unterscheiden.

Schnecken der Art *A. vulgaris* konnten mit der oben erwähnten Reproduktion des Ansatzes von Kelly und Melhuish (2001) nicht nachgewiesen werden. Wie durch den Vergleich von Abbildung 13 und Abbildung 14 gezeigt, variiert *D. reticulatum* stärker in der Farbe als *A. vulgaris*. Die relativ hellen Individuen von *D. reticulatum* sind

diejenigen, die Kelly und Melhuish (2001) mit ihrem Aufbau erkennen konnten und die unter Infrarotlicht hell erscheinen. Eine einfache schwellwertbasierte Schneckenerkennung, wie Kelly und Melhuish (2001) sie beschreiben, erlaubt es nicht, alle Schnecken auf jedem Boden zu erkennen. Schnecken auf monochromen Fotoaufnahmen erscheinen abhängig von der Bodenfeuchte heller oder dunkler als der Boden, wie oben in Abbildung 15 gezeigt.

4.3.2 Aufbau eines Systems zur Schneckenerkennung

Die vorgestellten Ergebnisse wurden verwendet, um ein System zur Schneckenerkennung, wie in Kapitel 4.1.4 beschrieben, zu entwickeln. Die schmalen Bandpassfilter wurden entsprechend der Extremstellen in den Reflexionsspektren der Schnecken ausgewählt. Ihre nominelle Wellenlänge beträgt 925 nm und 975 nm. Die Leistung der Schneckenerkennung und der, wie in Kapitel 4.1.4 beschriebenen, durchgeführten Bildsubtraktion ist in Abbildung 17 zu sehen.

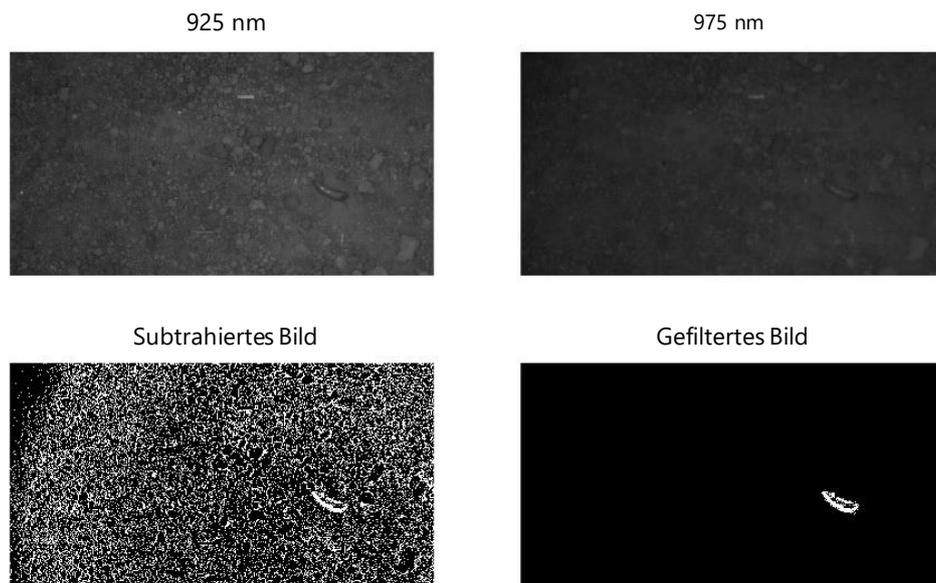


Abbildung 17: Ergebnis der Erkennung.

Die Abbildung 17 zeigt oben links die Fotoaufnahme mit 925 nm Bandpassfilter und oben rechts die Fotoaufnahme mit 975 nm Bandpassfilter. Das Ergebnis der Subtraktion, bei der die Schnecke hell und die Erde dunkel erscheinen, wird unten links und ein mit einer Schwellwertmethode gefiltertes Bild der Schnecke ohne Boden wird unten rechts dargestellt.

5 Untersuchung der Flächenleistung einer Hotspot-Routenplanung

Schnecken und die dadurch verursachten Schäden treten nicht gleichmäßig verteilt auf Ackerflächen auf. Wie in Kapitel 2.1.3 beschrieben, gibt es in bestimmten Gebieten einerseits Ansammlungen, andererseits Lücken in der Population von Schnecken. Ein Roboter zur Schädlingsbekämpfung sollte seine Routenplanung auf die Punkte mit der höchsten Ansammlung von Schnecken konzentrieren. Diese Punkte werden als Hotspots bezeichnet. Die zentrale Idee dieser Vorgehensweise ist es, die Produktivität des kleinen Feldroboters zu steigern, indem die Zeit, die er in von Schnecken gefährdeten Bereichen verbringt, maximiert wird.

Bei den in Kapitel 2.2.3 beschriebenen Lösungen von Low et al. (2012) und Hitz et al. (2014) fehlt eine für den landwirtschaftlichen Einsatz von Feldrobotern entscheidende Einschränkung. Die in Kapitel 3 beschriebenen Versuche haben gezeigt, dass ein Roboter mit Gummikettenfahrwerk, der unabhängig von gesäten Reihen navigieren soll, in geraden Linien über den Acker fahren muss, um Pflanzenschäden zu minimieren. Richtungsänderungen beim Erreichen von Hotspots sind somit in der Routenplanung nicht zulässig. Die in diesem Kapitel präsentierte Computersimulation untersucht die Leistungsfähigkeit einer Hotspot-Routenplanung auf dem Acker, bei welcher der Roboter immer in geraden Bahnen durch die jeweils gewählten Zielpunkte von Ackerrand zu Ackerrand navigiert. Es wurde eine Software für eine Routenplanung nach dem beschriebenen Muster programmiert und zwei Methoden zur Definition von Hotspots entwickelt. Um die Leistungsfähigkeit der Hotspotsteuerung bewerten zu können, müssen zwei Aufgaben erfüllt werden. (1) Es muss eine optimale Einstellung für die Routenplanung und die beiden Hotspotdefinitionen gefunden werden. Eine optimale Einstellung bedeutet, es werden möglichst viele Schnecken bei einer möglichst geringen zurückgelegten Strecke gefunden. (2) Die bessere der beiden Hotspotdefinitionen wird ausgewählt und mit einem konventionellen Ansatz, also einer flächigen Bearbeitung des Ackers in Bahnen, verglichen.

5.1 Material und Methoden

5.1.1 Verfahren zur Hotspotdefinition und -routenplanung

Zur Definition von Hotspots wurden zwei Verfahren entwickelt, mit denen drei verschiedene Routenplanungsverfahren betrieben werden können (Hensel und Höing, 2016). In Vorarbeiten des Fachgebiets Agrartechnik der Universität Kassel wurden die

Hotspotdefinitionen sowie das erwähnte Verfahren für die Routenplanung nach Hensel und Höing (2016) durch Carsten Bruckhaus in der interpretierten höheren Programmiersprache *Python 3* programmiert. Die beiden Hotspotdefinitionen werden in dieser Arbeit miteinander verglichen. Das erste Verfahren wird Rasterverfahren, das zweite Clusterverfahren genannt. Beim Rasterverfahren wird die durch den Roboter zu bearbeitende Fläche in Rasterquadrate mit einer Diagonalen von 2 m geteilt. Die Diagonale wurde gewählt, da der Roboter mit 2 m Arbeitsbreite aus jeder Richtung den Mittelpunkt eines Rasterquadrates ansteuern kann und trotzdem in der Lage ist, das gesamte Rasterquadrat mit seinem Manipulator zu erreichen. Gefundene Schnecken werden immer dem jeweiligen Rasterquadrat zugeordnet. Jede gefundene Schnecke erhöht den Prüfwert des zugehörigen Rasterquadrates und der angrenzenden Rasterfelder. Dadurch wird berücksichtigt, dass eine Schneckenakkumulation in unterschiedlichen Quadraten des Rastergitters liegen kann. In Abbildung 18 sind zwei Fälle von Schnecken-Akkumulationen dargestellt. Die Akkumulation auf der linken Seite wurde bei einem Schwellwert von fünf Schnecken als Hotspot erkannt, die Akkumulation auf der rechten Seite nicht, da in keinem der Rasterquadrate fünf oder mehr Schnecken vorhanden sind. Wird bei einem Schneckenfund der Prüfwert der angrenzenden Rasterfelder erhöht, werden auch Hotspots, die über mehrere Rasterquadrate verteilt liegen, als solche erkannt. Die Verteilung des Prüfwertes kann gewichtet werden. Sie kann so eingestellt werden, dass der Prüfwert des zum Schneckenfund gehörenden Rasterquadrates stärker oder gleichstark zu den angrenzenden Rasterquadraten erhöht wird.

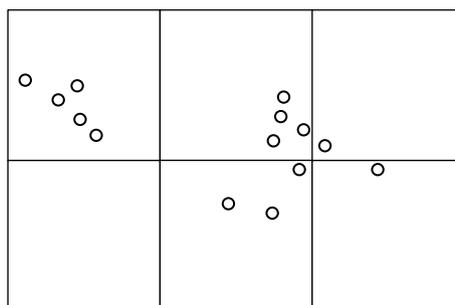


Abbildung 18: Erkennen von Hotspots im Rasterverfahren.

Die Akkumulation links wird erkannt, die Akkumulation rechts wird nur mit Prüfwert-Funktion erkannt.

Beim Clusterverfahren werden gefundene Schnecken mit ihrer Position in einem Verzeichnis gespeichert. Die Position jeder neu gefundenen Schnecke wird mit den Positionen der Schnecken im Verzeichnis verglichen. Unterschreitet der Abstand zwischen zwei Schnecken einen Minimalwert, werden diese Schnecken in einem Spot

zusammengefasst. Sind einem Spot eine Mindestanzahl an Schnecken zugeordnet worden, wird dieser Spot zu einem Hotspot hochgestuft. Bei diesem Verfahren haben die Hotspots eine gewisse Flexibilität, da immer der Mittelpunkt der Strecke zwischen zwei Schnecken zu einem Spot wird. Jede neu gefundene Schnecke verschiebt also die Position des Hotspots ein bisschen.

Die entwickelte Routenplanung der Hotspotsteuerung integriert drei unterschiedliche Modi, die bei verschiedenen Randbedingungen zum Einsatz kommen. In Abbildung 19 ist die Abfolge der Modi dargestellt. Zu Beginn einer Bekämpfungsmaßnahme startet der Roboter seine Arbeit im Zufalls- oder im Erkundungsmodus. Hat der Roboter schließlich genügend Hotspots gefunden, was durch einen Schwellwert überwacht wird, wechselt der Roboter in den Arbeitsmodus.

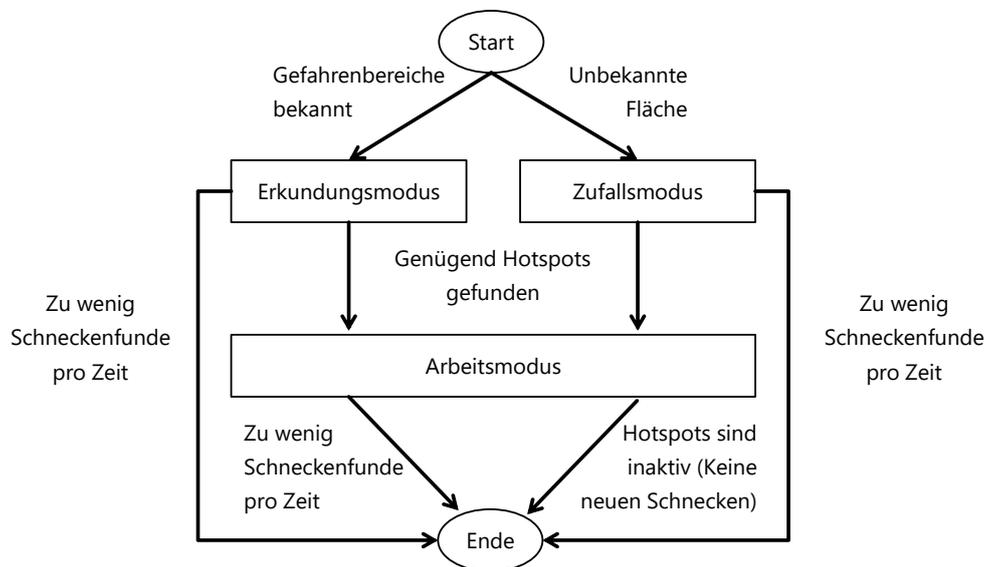


Abbildung 19: Schematischer Ablauf der Routenplanung der Hotspotsteuerung.

Kennt der Anwender die zu bearbeitende Ackerfläche und verfügt über Informationen, an welchen Orten die Schnecken auftreten können, z.B. aus einem Populationsmodell, kann er dem Roboter Gefährdungsbereiche als sogenannte Dangerspots mitteilen. Mit diesen Dangerspots ist der Roboter in der Lage, seine Route im Erkundungsmodus zu planen. Im Erkundungsmodus werden Dangerspots angefahren und nach Schnecken abgesucht. Der Roboter plant die Route im Erkundungsmodus so, dass er immer in geraden Linien von Feldrand zu Feldrand durch einen Dangerspot fährt. Die vom Anwender eingespeicherten Dangerspots werden in der Reihenfolge ihrer Eingaben abgefahren. So hat der Anwender einen direkten Einfluss auf das Roboterverhalten. Der

Roboter plant seine Wege über die Fläche zum Beispiel raumgreifender bei einer Nummerierung der Dangerspots in willkürlicher Reihenfolge, statt bei einer Abarbeitung im oder gegen den Uhrzeigersinn. Eine raumgreifende Routenplanung ist wünschenswert, um in der Startphase auch Bereiche des Ackers abzusuchen, die nicht durch Dangerspots markiert sind. Ist der Weg von einer Position am Ackerrand durch den nächsten anzufahrenden Dangerspot zum nächsten Ackerrand nicht befahrbar, zum Beispiel da der Roboter aufgrund einer konkaven Feldgeometrie die Ackerfläche verlassen würde, sucht der Roboter mit einer Breitensuche nach einem Punkt am Feldrand, von dem aus ein Pfad durch den nächsten Dangerspot möglich ist. Durch die Breitensuche wird begünstigt, dass der Roboter größere Teile des Ackers absucht. Die Fahrten von Feldrand zu Feldrand durch die Dangerspots erzeugen ein Muster von sich kreuzenden Linien über der Ackerfläche mit einer Konzentration dieser Kreuzungen in den Dangerspots.

Liegen dem Anwender keine Informationen zu der zu bearbeitenden Fläche vor, können dem Roboter also keine Dangerspots mitgeteilt werden, startet er seine Arbeit im Zufallsmodus. Im Zufallsmodus fährt der Roboter in geraden Linien von Feldrand zu Feldrand. An einem Feldrand angekommen, dreht er in einem zufälligen Winkel und fährt wieder in einer gerade Linie zum gegenüberliegenden Feldrand. Dadurch entsteht wie im Erkundungsmodus ein Muster aus kreuzenden Linien über dem Acker. Beim Zufallsmodus sind die Kreuzungen im Unterschied zum Erkundungsmodus aber zufällig verteilt.

Die entstehenden Kreuzungen im Zufalls- und Erkundungsmodus sichern die Beobachtung des Roboters ab. Da Schnecken nur bei optimalen Witterungen aus Ritzen und Erdspalten an die Oberfläche kriechen, kann nur durch eine mehrfache Überfahrt ermittelt werden, ob in einem Bereich des Ackers Schnecken vorkommen oder nicht. Durch die Kreuzungen des Linienmusters der beiden genannten Startmodi erreicht der Roboter viel schneller mehrfache Beobachtungen von Ackerbereichen als bei einem Scannen der Fläche in geordneten Bahnen.

Hat der Roboter eine ausreichende Anzahl an Hotspots erkannt, schaltet er in den Arbeitsmodus. Im Arbeitsmodus fährt der Roboter wie bei den Startmodi in geraden Linien von Feldrand zu Feldrand, wählt die Routen aber so, dass die Linien immer durch einen der detektierten Hotspots führen. Auf ein raumgreifendes Fahren verzichtet der Roboter dabei, indem er durch den Ansatz „Bestensuche“ immer den Weg vom

Feldrand durch einen Hotspot zum Feldrand mit der kürzesten Gesamtstrecke auswählt. Besuchte Hotspots werden markiert und so lange bei der Routenplanung nicht berücksichtigt, bis alle bekannten Hotspots angefahren wurden. Um sicherzugehen, dass alle Bereiche des Ackers abgesucht werden, ist es möglich, dem Roboter sogenannte Fakespots vorzugeben, die dieser bei der Pfadplanung wie Hotspots in seine Routen integriert. Der Roboter überwacht die Schneckenaktivität in den Hotspots. Findet der Roboter bei mehrfacher Anfahrt des Hotspots dort keine Schnecken mehr, wird der Hotspot aus dem Raster oder dem Clusterverzeichnis des Roboters gelöscht und bei der Routenplanung nicht mehr berücksichtigt. Der Arbeitsmodus und damit die Bearbeitung der aktuellen Ackerfläche wird beendet, wenn die Anzahl der gefundenen Schnecken pro Zeiteinheit unter einen vor Beginn des Einsatzes festgelegten Schwellwert sinkt oder alle Hotspots inaktiv geworden sind. Die Bearbeitung kann aber nur beendet werden, wenn eine durch den Anwender festgelegte Mindestdauer des Betriebes eingehalten wurde.

5.1.2 Simulation der Hotspotsteuerung

Um die Einstellung von Stellgrößen der Hotspotsteuerung erproben zu können und um die beiden Hotspotdefinitionen (Raster- und Clusterverfahren) miteinander zu vergleichen, wurde in Vorarbeiten am Fachgebiet Agrartechnik der Universität Kassel durch Carsten Bruckhaus eine Simulationsumgebung programmiert. In der Simulation sind die Koordinaten einer Ackerfläche hinterlegt. Auf dieser Ackerfläche werden die Bewegungen des Roboters simuliert. Dabei werden die durch die Routenplanung berechneten Wege des Roboters mit hinterlegten Koordinaten von Schnecken verglichen. Führt ein berechneter Pfad entlang einer der Koordinaten der Schnecken, wird die Schnecke durch den Roboter gefunden und bekämpft, das heißt, die Koordinate wird aus der Simulation gelöscht und im entsprechenden Rasterfeld bzw. Cluster des Hotspotprogramms gespeichert. Dabei berücksichtigt die Simulation die Arbeitsbreite des Roboters und die Auffinde-Wahrscheinlichkeit der Schnecke kann eingestellt werden. In der Simulationsumgebung wird weiter die Startposition des Roboters festgelegt und die vom Roboter zurückgelegte Strecke berechnet und gespeichert. Außerdem werden in der Simulation die Stellgrößen der Hotspotdefinition und der Routenplanung festgelegt.

5.1.3 Versuchsdesign

Die Versuchspläne für die Simulation der Schneckenbekämpfung sind als zweistufige (Low / High) randomisierte teilfaktorielle Designs erstellt worden. Zum Vergleich von

Raster- und Clusterverfahren musste für beide Ansätze die optimale Einstellung mit teilweise verfahrensbedingten unterschiedlichen Einflussgrößen gefunden und definiert werden. Aus diesem Grund konnte kein gemeinsamer Versuchsplan erstellt werden. Die beiden grundsätzlich unterschiedlichen Einstellungen der Softwareparameter erfolgten jeweils durch einen Screening-Versuch mit zehn Faktoren in einem Versuchsdesign nach einem randomisierten Teilfaktor-Plan (2^{10-3} fractional factorial design) mit 128 Versuchsläufen (Box et al., 2005).

In Tabelle 13 sind die in den beiden Versuchen berücksichtigten Faktoren aufgelistet. Die Faktoren "Gewichtung des Prüfwertes" und "Hotspotgrenze-Raster" sind Stellgrößen des Rasterverfahrens. Die Faktoren "Spot-Distanz" und "Hotspotgrenze-Cluster" sind Stellgrößen für das Clusterverfahren. Die Faktoren ab der fünften Zeile werden in beiden Verfahren zur Beeinflussung der Routenplanung variiert. Die in Tabelle 13 ab Nummer 11 aufgelisteten Faktoren wurden auf die genannten Werte fix eingestellt.

Tabelle 13: Die variierten und fixierten Faktoren der Hotspotsteuerung.

#	Namen der Faktoren	Untere Grenze	Obere Grenze
variierte Faktoren			
1a	Gewichtung des Prüfwertes	1	8
2a	Hotspotgrenze-Raster	2	8
1b	Spot-Distanz	100 cm	500 cm
2b	Hotspotgrenze-Cluster	10	20
3	Startmodus	Zufall	Erkunden
4	Fakespots	3	5
5	Hotspot-Aktivität	3	8
6	Abbruchkriterium (min. Funde / Zeit)	20	100
7	Mindestdauer	60	300
8a	Moduswechsel im Rasterverfahren	100	300
8b	Moduswechsel im Clusterverfahren	5	20
9	Schneckenaktivität	30 %	100 %
10	Schlaggeometrie	konvex	konkav
fixierte Faktoren			
11	Schneckendichte	0,1 Stk./m ²	
12	Schneckenverteilung	Aggregiert	
13	Anzahl Dangerspots	9	
14	Schlaggröße	0,9 ha	
15	Arbeitsbreite	2 m	
16	Arbeitsgeschwindigkeit	1 m/s	

Die Schneckendichte ergibt sich aus der für die Simulation erzeugten Schneckenpopulation auf der ausgewählten Fläche. Die Schneckenverteilung war auf neun Hotspots auf der Fläche aggregiert. Insgesamt waren 1066 Schnecken auf der Fläche verteilt. In Abbildung 20 ist eine Karte der für die Simulation erzeugten Schneckenpositionen abgebildet. Die Positionen der Schnecken werden durch die weißen Kreise symbolisiert.

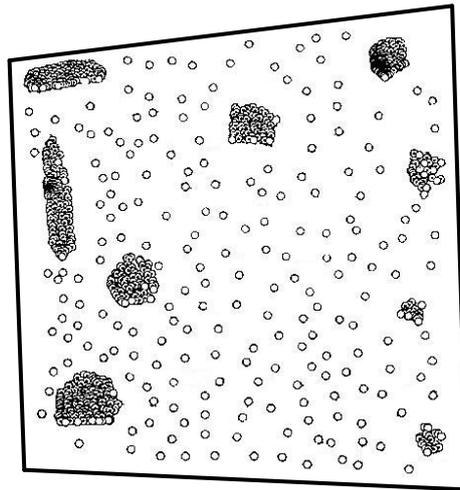


Abbildung 20: Verteilung der Schnecken auf der Fläche.

Die Anzahl der Dangerspots ist auf neun festgesetzt. Die Dangerspots entsprechen in ihrer Position den Bereichen in Abbildung 20, in denen sich die zur Symbolisierung von Schneckenpositionen verwendeten weißen Kreise konzentrieren. Diese Bereiche soll der Roboter als Hotspots erkennen. Die Größe des Schlages ist auf 0,9 ha festgelegt. Der Roboter arbeitet mit 2 m Arbeitsbreite und fährt mit 1 m/s. Arbeitsgeschwindigkeit.

5.1.4 Statistische Auswertung der Versuche

Die beiden Screening-Versuche zur Einstellung der beiden Hotspotverfahren wurden mit *Design-Expert 11* (Stat-Ease Inc.) ausgewertet. Die Auswertung der simulierten Daten erfolgt als multiple lineare Regression bzw. als allgemeines lineares Modell. Da es sich explizit um Screening-Experimente handelte, lag der Fokus auf dem Identifizieren wichtiger Einflussfaktoren und Wechselwirkungen. Wechselwirkungen bis einschließlich des dritten Grades wurden bei der Modellentwicklung berücksichtigt. Die Modellentwicklung erfolgte konform der von Box et al. (2005) vorgeschlagenen Vorgehensweise, wurde jedoch an die Gegebenheiten der Simulation angepasst.

Die Modelltermselektion wurde iterativ als p-Value basierte, automatische „backward-selection“ durchgeführt. Nur signifikante Modelle fanden Berücksichtigung, nur signifikante Terme verblieben im Modell, die Hierarchie der Modellterme wurde allerdings beachtet. Als Signifikanzschwelle für den Selektionsalgorithmus wurde $\alpha = 0,03$ gewählt. Diese Schwelle wurde festgelegt, da dem simulierten Prozess eine geringe Zufallsstreuung zugrunde lag und der Stichprobenumfang von 128 Runs generell zu hohen F-Werten führt.

Durch die Adjustierung des Alpha-Fehlers wurde eine Modellgrößensteuerung vorgenommen. Als zweite Steuerungsmöglichkeit dienten die Bestimmtheitsmaße (R^2 , Korrigiertes- R^2 und Vorhersage- R^2). Ziel war es, ein Modell mit hohem korrigiertem Bestimmtheitsmaß bei gleichzeitig geringer Differenz zum vorhergesagten Bestimmtheitsmaß zu erstellen. Darauf aufbauend sollte ein Modell entwickelt werden, was sowohl eine umfängliche Erklärung der beobachteten Zielgrößen als auch robuste Vorhersagen ermöglicht. Da das gefundene Modell potenziell als Regler für den Roboter eingesetzt werden sollte, sind beide Eigenschaften wichtig.

Die gefundenen Modelle wurden einer Residuenanalyse unterzogen. Grundvoraussetzungen der Regressionsanalyse wie Normalverteilung, Varianzhomogenität, Unabhängigkeit und Vollständigkeit wurden überprüft. Auf Annahmenverletzungen wurde mit geeigneten Transformationen reagiert. Das Box-Cox-Power-Transformation-Diagramm diente zur Bestimmung der geeigneten Transformationsstrategie.

Für beide Zielgrößen ("Anzahl gefundener Schnecken" und "zurückgelegte Strecke") wurden getrennte Modelle angepasst. Beide Zielgrößen markieren den klassischen Zielgrößenkonflikt aus Qualität und Kosten einer Arbeit. In einem weiteren Auswertungsschritt wurde eine optimale Balance zwischen den Zielgrößen gesucht. Die allgemeine Erwünschtheit eines Zielgrößenpaars wurde mit dem durch Gleichung (1) beschriebenen Verfahren (*Desirability-Approach*) nach Derringer und Suich (1980) bestimmt. Für jede Antwort $Y_i(x)$ weist eine Erwünschtheitsfunktion $d_i(Y_i)$ den möglichen Werten von Y_i Zahlen zwischen 0 und 1 zu, wobei $d_i(Y_i) = 0$ einen vollständig unerwünschten Wert von Y_i und $d_i(Y_i) = 1$ einen vollständig gewünschten Ansprechwert darstellt. Die einzelnen Erwünschtheiten werden dann mit dem geometrischen Mittel kombiniert, was die allgemeine Erwünschtheit D ergibt:

$$D = \sqrt{\prod_{i=1}^k d_i(Y_i)} \quad (1)$$

Wobei k die Anzahl der Zielgrößen im Versuch repräsentiert.

5.1.5 Modellierung der Vergleichsgröße

Würde ein Roboter zur Schädlingsbekämpfung eine Ackerfläche „Bahn für Bahn“ absuchen, benötigt er bei 2 m Arbeitsbreite und einer Geschwindigkeit von 1 m / s eine Stunde und 15 Minuten, um die in der Simulation verwendete Fläche von 0,9 ha abzufahren. Dabei legt er eine Strecke von 4,5 km zurück. Entdeckt der Roboter auf der Fläche befindliche Schnecken mit einer Wahrscheinlichkeit von 30 %, findet er bei der ersten Überfahrt durchschnittlich 319 der 1066 auf der Fläche vorhandenen Schnecken, nach einer zweiten Überfahrt, also 9 km Strecke, hätte der Roboter durchschnittlich 543 der 1066 Schnecken gefunden. Diese Reihe lässt sich fortsetzen. Eine polynomiale Regression dieser Reihe wird durch Gleichung (2) beschrieben:

$$f(x) = 4,0008 * 10^{-9} * x^4 - 1,0634 * 10^{-5} * x^3 + 1,0158 * 10^{-2} * x^2 - 4,0582 * x + 569,47 \quad (2)$$

Wobei für x die Anzahl der gefundenen Schnecken einzusetzen ist und der resultierende Funktionswert f(x) die zurückzulegende Strecke angibt.

5.2 Ergebnisse

5.2.1 Optimierung der Hotspotdefinitionen und der Routenplanung

Mit den Simulationen der Routenplanung für die beiden Verfahren zur Hotspotdefinitionen wurden je 128 Werte für die rechnerisch zurückgelegte Strecke und die dabei gefundene Anzahl der in der Simulationsumgebung einprogrammierten Schnecken ermittelt.

Wurden die Hotspots mit dem Rasterverfahren definiert, berechnete die Simulation für 28 der 128 Versuchsläufe eine Anzahl von 1065 gefundenen Schnecken. Die dazu benötigte Strecke lag zwischen 68,3 km und 191,8 km. Bei den Versuchsdurchläufen Nr. 25 und Nr. 50 wurde mit 11,0 km die kürzeste Strecke berechnet. Dabei wurden nur 306 der 1066 Schnecken gefunden. Die meisten Schnecken bei der kürzesten zurückgelegten Strecke berechnete die Simulation in Versuchslauf Nr. 95 mit 1020 gefundenen Schnecken und einer Strecke von 36,7 km. Bei diesem Versuchslauf war für den Faktor "Schneckenaktivität", der die Wahrscheinlichkeit bestimmt, mit welcher der Roboter die Schnecke findet, der Wert 30 % eingestellt.

Für das Clusterverfahren wurden in 24 der 128 Versuchsläufen 1065 von 1066 Schnecken gefunden. Die Versuchsläufe teilen sich bezüglich der dafür benötigten zurückgelegten Strecke in zwei Blöcke. Es wurden 38,3 km bis 38,4 km oder 191,7 km bis 191,8 km zurückgelegt, um die genannte Anzahl an Schnecken zu finden. Im Versuchslauf Nr. 93 wurde mit 11,0 km die kürzeste Strecke berechnet. In der Simulation fand der Roboter dabei nur 305 der 1066 Schnecken. Die höchste Anzahl Schnecken bei kürzester Strecke berechnete die Simulation in Versuchslauf Nr. 101 mit 1052 gefundenen Schnecken und einer Strecke von 23,8 km. In diesem Versuchslauf war die Schneckenaktivität auf 100 % eingestellt. Bei einer Schneckenaktivität von 30 % berechnete die Simulation den besten Wert für Versuchslauf Nr. 41 mit 1005 gefundene Schnecken bei 36,2 km zurückgelegter Strecke. In Tabelle 14 sind die Faktoreinstellungen für den jeweils erfolgreichsten Versuchslauf für die beiden Verfahren zur Hotspotdefinition aufgelistet.

Tabelle 14: Faktoreinstellungen der erfolgreichsten Versuchsläufe der Simulation.

#	Faktoren	Erfolgreichster Versuchslauf:		
		Rasterverfahren	Clusterverfahren	
1a	Gewichtung des Prüfwertes	8 Punkte	X	X
2a	Hotspotgrenze-Raster	8 Schnecken	X	X
1b	Spot-Distanz	X	100 cm	500 cm
2b	Hotspotgrenze-Cluster	X	20 Schnecken	10 Schnecken
3	Startmodus	Zufalls-Modus	Zufalls-Modus	Zufalls-Modus
4	Fakespots	3 Stück	5 Stück	5 Stück
5	Hotspot-Aktivität	8 Anfahrten	8 Anfahrten	3 Anfahrten
6	Abbruchkriterium (min. Funde /Zeit)	100 Schnecken/h	100 Schnecken/h	100 Schnecken/h
7	Mindestdauer	60 min	300 min	300 min
8	Moduswechsel	300 Hotspots	5 Hotspots	20 Hotspots
9	Schneckenaktivität	30 %	100 %	30 %
10	Schlaggeometrie	konvex	konvex	konvex
	gefundene Schnecken	1020	1052	1005
	zurückgelegte Strecke	36,73 km	23,79 km	36,18 km

Die durch die Simulation ermittelten Datenreihen wurden, wie in Kapitel 5.1.4 beschrieben, statistisch ausgewertet. Die Kenngrößen der für diese Auswertung erstellten Modelle zu den zwei Zielgrößen der beiden Versuche sind in Tabelle 15 aufgelistet. Für das Clusterverfahren wurden alle Faktoren und Faktorkombinationen (bis dritten Grades) mit einem P-Wert kleiner 0,05 für die Modelle verwendet. Für das Rasterverfahren wurden alle Faktoren und Faktorkombinationen (bis dritten Grades)

mit einem P-Wert kleiner 0,1 für die Modelle verwendet. Aus den hohen F-Werten für alle vier Modelle folgt, dass sie jeweils signifikant sind. Die Wahrscheinlichkeit, dass diese F-Werte durch Rauschen entstehen, liegt bei allen vier Modellen unter 0,01 %. Die Forderung nach einem hohen korrigierten Bestimmtheitsmaß bei gleichzeitig geringem Abstand zum vorhergesagten Bestimmtheitsmaß wird auch für alle Modelle erfüllt.

Tabelle 15: Signifikanz und Bestimmtheitsmaß der Modelle.

Clusterverfahren		Rasterverfahren	
Gefundene Schnecken	Gefahrene Strecke	Gefundene Schnecken	Gefahrene Strecke
F-Wert = 59,36 R ² = 0,913 korrigiertes R ² = 0,897 Vorhersage R ² = 0,877	F-Wert = 218,56 R ² = 0,969 korrigiertes R ² = 0,965 Vorhersage R ² = 0,959	F-Wert = 1006,14 R ² = 0,996 korrigiertes R ² = 0,995 Vorhersage R ² = 0,994	F-Wert = 103,32 R ² = 0,987 korrigiertes R ² = 0,978 Vorhersage R ² = 0,96

Die optimalen Faktoreinstellungen der Modelle für eine Balance der Zielgrößen mit einem Limit für die Anzahl der gefundenen Strecken zwischen 50 % und 90 % der auf der Fläche vorhandenen Schnecken sowie einer zurückgelegten Strecke zwischen 20 km und 60 km werden in Tabelle 16 zusammengefasst.

Tabelle 16: Bestmögliche Einstellung der Faktoren für balancierte Zielgrößen.

Szenario	Rasterverfahren				Clusterverfahren			
	R1	R2	R3	R4	C1	C2	C3	C4
Startmodus	Zufall	Zufall	Erkunden	Erkunden	Zufall	Zufall	Erkunden	Erkunden
Spot-Distanz [m]	xx	xx	xx	xx	100,09	108,13	162,46	100
Hotspotgrenze-Cluster	xx	xx	xx	xx	17,37	19,35	10,33	10,67
Hotspotgrenze-Raster	5,53	7,9	8	2	xx	xx	xx	xx
Gewichtung d. Prüfwerte	7,99	1,01	1,01	7,93	xx	xx	xx	xx
Abbruchkriterium [Schnecken/h]	99,97	99,77	100	99,99	99,89	99,69	100	100
Minstdauer [min]	60,11	60	60,02	78,58	277,12	117,96	100,56	161,87
Moduswechsel	101,67	101,4	100,06	111,13	5,51	5,22	8,65	8,62
Hotspot-Aktivität	7,99	3	3,01	3,02	7,72	7,24	7,87	7,54
Schneckenaktiv. [%]	96,77	99,32	30,32	30,27	98,03	81,09	31,31	30,01
Schlaggeometrie	konvex	konkav	konvex	konkav	konvex	konkav	konvex	konkav
Fakespots	3,27	3	5	3	3,05	3,47	5	4,98
gefundene Schnecken	953	1053	951	960	969	961	960	960
gefahrte Strecke [km]	20,8	23,38	26,45	26,35	19,4	19,9	27,5	27,98
allg. Erwünschtheit	0,923	0,791	0,611	0,637	1	1	0,901	0,895

5.2.2 Vergleich mit einem flächendeckenden Verfahren

Die in Tabelle 16 mit R1 bis R4 und C1 bis C4 bezeichneten Szenarien wurden wie die Versuchsläufe des Screenings in der Simulation überprüft. Die Simulation jedes der genannten Szenarien wurde für drei unterschiedliche Startpositionen des Roboters wiederholt. Das Ergebnis dieser Simulation ist in Tabelle 17 aufgelistet. Die Tabelle umfasst neben den simulierten Werten der gefundenen Schnecken und der dazu erforderlichen zurückgelegten Strecke noch die für den jeweiligen Simulationslauf eingestellte Schneckenaktivität und die eingestellte Anzahl zu findender Hotspots für einen Moduswechsel sowie die tatsächlich gefundenen Hotspots. Des Weiteren befinden sich in Tabelle 17 zur Erleichterung des direkten Vergleichs zwei Spalten mit der, in Tabelle 16 genannten, nach dem Modell zu erwartenden Anzahl gefundener Schnecken sowie der nach dem Modell zu erwartenden zurückgelegten Strecke.

Tabelle 17: Simulation der Modellvorhersage.

Szenario	Schnecken- aktivität [%]	Hotspots f. Wechsel d. Modus	Gefundene Hotspots	Simulation: gefundene Schnecken	Strecke [km]	Modell: gefundene Schnecken	Strecke [km]
R1 run 1	100	101,67	564	1057	38,1	953	20,8
R1 run 2	100	101,67	555	1050	37,8		
R1 run 3	100	101,67	531	1024	36,9		
R2 run 1	100	101,4	326	1053	38	1053	23,38
R2 run 2	100	101,4	326	1052	38		
R2 run 3	100	101,4	326	1045	37,7		
R3 run 1	30	100,06	271	900	32,4	951	26,45
R3 run 2	30	100,06	284	921	33,2		
R3 run 3	30	100,06	301	976	35,2		
R4 run 1	30	111,13	857	1058	38,1	960	26,35
R4 run 2	30	111,13	842	1055	38		
R4 run 3	30	111,13	859	1058	38,1		
C1 run 1	100	5,51	10	1030	37,1	969	19,4
C1 run 2	100	5,51	5	882	31,8		
C1 run 3	100	5,51	8	984	35,5		
C2 run 1	100	5,22	9	1038	37,6	961	19,9
C2 run 2	100	5,22	6	1037	37,5		
C2 run 3	100	5,22	11	1012	36,6		
C3 run 1	30	8,65	6	315	11,3	960	27,5
C3 run 2	30	8,65	6	323	11,7		
C3 run 3	30	8,65	7	365	13,2		
C4 run 1	30	8,62	7	306	11	960	27,98
C4 run 2	30	8,62	7	305	11		
C4 run 3	30	8,62	7	366	13,2		

Um die Leistung der Hotspot-Routenplanung bewerten zu können, werden die simulierten und modellierten Daten mit dem in Kapitel 5.1.5 beschriebenen flächendeckenden Verfahren verglichen. In Tabelle 18 werden die gefundenen Schnecken und die zurückgelegte Strecke der auffälligsten Simulationsszenarien der Hotspot-Routenplanung mit der erwartbaren Leistung des flächendeckenden Verfahrens verglichen. Es werden nur Szenarien mit einer Schneckenaktivität von 30 % berücksichtigt. Bei der alternativen Schneckenaktivität von 100 % ist eine flächendeckende Vorgehensweise immer im Vorteil und hat auf der in dieser Arbeit berücksichtigten Fläche nach 4,5 km Strecke alle Schnecken gefunden. Tabelle 18 wurde neben den simulierten Zielgrößen um die Spalten „Schnecken pro Stunde“ ergänzt. Der Wert „Schnecken pro Stunde“ wird berechnet, in dem die Anzahl gefundener Schnecken mit der Fahrgeschwindigkeit multipliziert und das Produkt durch die zurückgelegte Strecke dividiert wird. Dieser Wert stellt das Abbruchkriterium der Hotspot-Routenplanung dar, sodass die simulierten Szenarien hier den Wert des eingestellten Abbruchkriteriums einnehmen.

Tabelle 18: Vergleich der Hotspot-Routenplanung mit flächendeckendem Suchen.

Name des Szenarios	Gefundene Schnecken	Hotspot-Routenplanung		Flächiges Suchen (Bahnen)	
		Zurückgel. Strecke	Schnecken pro Stunde	Zurückgel. Strecke	Schnecken pro Stunde
R3 run 1	900	32,4	100	17,8	182
R3 run 2	921	33,2	100	19,3	171,8
R3 run 3	976	35,2	100	28,7	122,4
R4 run 1	1058	38,1	100	65,6	58,1
R4 run 2	1055	38	100	63,6	59,7
R4 run 3	1058	38,1	100	65,6	58,1
Aus Tabelle 14:					
Rasterverfahren	1020	36,73	100	44,2	83,1
Clusterverfahren	1005	36,18	100	37,9	95,5
Aus Tabelle 16					
Modell Raster	951	26,45	129	23,3	146,9
Model Raster	960	26,35	131	25	138,2
Modell Cluster	960	27,5	126	25	138,2
Modell Cluster	960	27,98	124	25	138,2

5.3 Diskussion

Die in Tabelle 16 für die modellierten balancierten Szenarien eingestellten Werte der Faktoren zeigen Muster, die Empfehlungen für die Faktoreinstellung ermöglichen. Die deutlichste Einstellungsempfehlung, unabhängig von der Methode zur Hotspotdefinition, kann für das Abbruchkriterium gegeben werden, also für die Anzahl an Schnecken, die der Roboter pro Stunde finden muss. In allen in der Simulation beobachteten Fällen und auch in allen Modellrechnungen zur statistischen Auswertung wird dieser Wert im Bereich 99 bis 100 Schnecken pro Stunde eingestellt. Wobei 100 Schnecken pro Stunde dem höchstmöglichen Wert im Screening-Versuch entsprechen. Wenn der Roboter lange Strecken vermeiden soll, ist es wichtig, dass er rechtzeitig die Suche beendet. Das tut er, sobald er das Abbruchkriterium erreicht. Idealerweise ist dann die Schadschwelle auf der Fläche sicher unterschritten.

Auch der Moduswechsel vom Startmodus (Erkunden oder Zufall) zum Arbeitsmodus sollte möglichst zügig erfolgen. Für alle erfolgreichen Modellrechnungen wurden hier niedrige Werte der jeweils zulässigen Skala gewählt. Das unterstreicht die Bedeutung der gerichteten Routenplanung für ein schlagkräftiges Arbeiten des Roboters. Wenn der Roboter nach der Startphase zügig zum gerichteten Navigieren kommt, arbeitet er insgesamt schnell.

Es können keine klaren Empfehlungen für die Einstellung der Faktoren des Rasterverfahrens gegeben werden. Sowohl die Hotspotgrenze, also der Prüfwert bei dem eine Zelle zu einem Hotspot wird, als auch die Gewichtung des Prüfwertes ist in allen vier modellierten Szenarien unterschiedlich eingestellt. Beide Größen hängen davon ab, ob der Roboter im Zufallsmodus oder im Erkundungsmodus startet, beziehungsweise ob er sich auf einer konvexen oder konkaven Fläche befindet. Einstellungsempfehlungen für das Clusterverfahren sind eindeutiger. Geringe Spotdistanzen, also Strecken zwischen zwei gefundenen Schnecken, scheinen für eine erfolgreiche Suche erforderlich zu sein. Im Zufallsmodus sollte die Hotspotgrenze, also die Anzahl an Schnecken, die aus einem Spot einen Hotspot macht, hoch sein. Im Erkundungsmodus dagegen ist eine niedrige Spotdistanz von Vorteil.

Zu diskutieren ist auch die Beobachtung, dass die Schneckenaktivität beim Rasterverfahren wie auch beim Clusterverfahren im Zufallsmodus für eine erfolgreiche Schneckensuche hoch sein muss. Beim Start der Suche im Erkundungsmodus dagegen empfiehlt die Modellierung eine geringe Schneckenaktivität. Die Aktivität der

Schnecken, also in der hier verwendeten Simulation die Wahrscheinlichkeit, eine Schnecke zu entdecken, wenn der Roboter am gleichen Ort ist wie die Schnecke, ist in der Realität keine Einstellung, die der Anwender beeinflussen kann. Daher macht diese Beobachtung deutlich, dass der Erfolg der Schneckensuche maßgeblich auch davon abhängt, ob der Roboter mit Informationen zur abzusuchenden Fläche versorgt wird.

Der in Tabelle 17 aufgelistete Vergleich der Ergebnisse einer Simulation der in Tabelle 16 ermittelten Szenarien mit den Werten dieser Szenarien aus dem Modell lässt Rückschlüsse auf die Leistungsfähigkeit der Hotspot-Routenplanung und die Qualität des gefundenen Modells zu. Die Simulation der Szenarien des Rasterverfahrens ergeben jeweils eine hohe Anzahl gefundener Schnecken bei, im Vergleich zu den modulierten Werten, langen zurückgelegten Strecken. Diese Beobachtung gilt auch für das Clusterverfahren im Zufallsmodus. Die Daten für das Clusterverfahren im Erkundungsmodus weisen darauf hin, dass die Werte der Simulation hier der linearen Gleichung des Modells nicht folgen. Grund dafür ist der Moduswechsel. Für die Szenarien „C3 run 1“ bis „C4 run 3“ findet die Simulation weniger Hotspots als für einen Moduswechsel benötigt werden. Dadurch bleibt der Roboter im Startmodus „Erkunden“ und ein Wechsel zum effizienten gerichteten Suchen im Arbeitsmodus bleibt aus.

Nach den Daten aus Tabelle 17 ist im Rasterverfahren eine erfolgreiche Suche nach Schnecken unabhängig vom Startmodus. Gerade bei den für eine Einschätzung der Leistung der Routenplanung in der Realität wichtigen Szenarien mit einer geringen Schneckenaktivität schneidet das Rasterverfahren deutlich besser ab als das Clusterverfahren.

Um zu einer abschließenden Bewertung zu kommen, müssen auch die Werte aus Tabelle 18 berücksichtigt werden. Die Angaben der Schnecken pro Stunde erlauben eine zügige Bewertung, hohe Werte sind dabei zu bevorzugen. Im Vergleich mit einer in „Bahn für Bahn“ flächig suchenden Routenplanung ist die Hotspot-Routenplanung für beide Hotspotdefinitionen dann im Vorteil und besser, wenn viele Schnecken gefunden werden. Gerade wenn nur noch wenige Schnecken auf der Fläche sind, muss der flächig suchende Roboter lange Distanzen zurücklegen, um die verbliebenen Individuen zu finden. So ist ein Vorteil der „Bahn für Bahn“ navigierenden Routenplanung in den Szenarien „R3 run 1“ bis „R3 run 3“ sowie für die modellierten Szenarien, bei denen eine größere Restanzahl der 1066 auf der Fläche vorhandenen

Schnecken dort verbleiben, deutlich erkennbar. In diesen Fällen werden 100 bis 131 Schnecken pro Stunde gefunden, während im flächendeckenden Verfahren 122 bis 182 Schnecken pro Stunde gefunden werden. Die besten Werte für die Hotspotsteuerung erreicht das Rasterverfahren mit den Szenarien „R4 run 1“ bis „R4 run 3“. Hier erreicht die Hotspotroutensteuerung bedingt durch das Abbruchkriterium wieder eine Suchleistung von 100 Schnecken pro Stunde, während die flächendeckende Alternative nur eine Suchleistung von 58,1 bis 59,7 Schnecken pro Stunde erreicht. In diesem Idealfall ist die Hotspotrouten-Planung mit dem Rasterverfahren zur Hotspotdefinition also 1,68- bis 1,72-mal so effizient wie eine in Bahnen navigierende flächendeckend arbeitende Routenplanung.

6 Vorschlag für eine praktischen Umsetzung

In diesem Kapitel wird der Konstruktionsprozess einer Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung als Vorschlag für eine praktische Umsetzung der in den vorangegangenen Kapiteln dargestellten Erkenntnisse beschrieben. In Kapitel 6.1 wird die verwendete Konstruktionsmethodik und das Vorgehen bei der Softwareentwicklung vorgestellt. In Kapitel 6.2 und 6.3 werden erst die Ergebnisse der einzelnen Konstruktionsschritte präsentiert und dann die Entscheidungsfindungsprozesse bei der Auswahl von Teillösungen diskutiert.

6.1 Material und Methoden

6.1.1 Verwendete Methoden zur Konstruktion

Der Konstruktionsprozess wurde entsprechend der VDI Richtlinie 2221 (1993) in sieben Schritten durchgeführt. In Abbildung 21 werden das iterative Verfahren sowie die Schritte dieses Prozesses dargestellt. Es ist allgemein üblich, den Konstruktionsprozess in die vier Hauptphasen zu teilen: (1) Planen und Klären, (2) Konzipieren, (3) Entwerfen und (4) Ausarbeiten (Pahl et al., 2006).

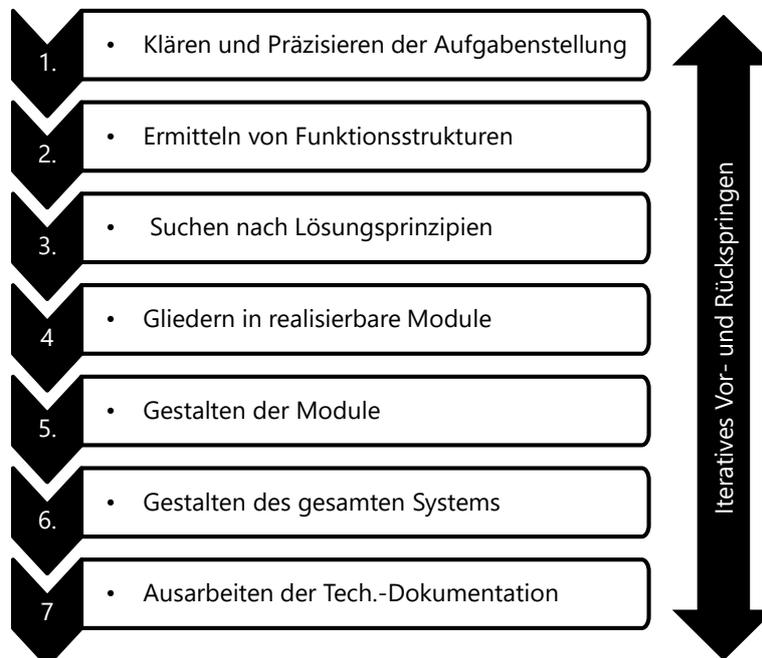


Abbildung 21: Die sieben Schritte des Konstruktionsprozesses.

(eigene Grafik nach VDI Richtlinie 2221)

Nach Pahl et al. (2006) entspricht der erste Schritt „ Klären und Präzisieren der Aufgabenstellung“ der ersten Hauptphase „ Planen und Klären“. Ergebnis dieser Phase ist eine Anforderungsliste. Die zweite Hauptphase „ Konzipieren“ umfasst die Konstruktionsschritte „ Ermitteln von Funktionsstrukturen“, „ Suchen nach Lösungsprinzipien“ und „ Gliedern in realisierbare Module“. Ziel dieser Hauptphase ist die Festlegung einer Prinziplösung. Darin werden physikalische Wirkprinzipien und deren Kombination zur Wirkstruktur festgelegt. In der vierten Phase „ Entwerfen“ werden nach den Schritten fünf und sechs erst die einzelnen Module und schließlich das Gesamtsystem gestaltet. Mit der vierten Hauptphase „ Ausarbeiten“ und dem entsprechenden siebten Schritt, bei dem Zeichnungen, Stücklisten, Handbücher und Ähnliches entsteht, endet der Konstruktionsprozess. Eine endgültige Ideallösung ist aber nicht zu finden, da der gesamte Prozess iterativ verläuft. Es ist demzufolge vorgesehen, auf Fehler, Anforderungsänderungen und Änderungen von Umweltfaktoren durch ein Vor- und Rückspringen in den Prozessschritten der Konstruktion zu reagieren.

6.1.2 Vorgehen zur Software-Entwicklung

Bei der Entwicklung der Robotersteuerung wurden die Ansätze des Python-Programms genutzt, die bei Vorarbeiten an der Hochschule Konstanz durch Philipp Lohrer programmiert wurden. Die entwickelte Routenplanung der Robotersteuerung basiert auf dem Patent von Hensel und Höing (2016) und wurde in Vorarbeiten am Fachgebiet Agrartechnik der Universität Kassel durch Carsten Bruckhaus als Python-Programm realisiert. Dieses wiederum wurde, wie in Kapitel 3 beschrieben, optimiert. Die Robotersteuerung ist auf einem Einplatinen-Computer realisiert. Dieser Computer ist die zentrale Schnittstelle zwischen den anderen Teilsystemen. Sein Programm ist für die reibungslose Kommunikation und Steuerung aller Subsysteme verantwortlich. Es liest Sensoren aus, erzeugt die Steuerbefehle für den Motorcontroller und stellt die Kommunikation mit anderen Modulen und deren Computern über das Netzwerkprotokoll *Transmission Control Protocol/Internet Protocol* (TCP/IP) her. Abbildung 22 zeigt das Klassendiagramm der Robotersteuerung mit der zentralen Klasse RobotPi, den grau unterlegten geänderten Klassen sowie der integrierten Klasse Navigator. Die Klasse RobotPi nimmt eine zentrale Position ein. Sie wird beim Start des Programms als erstes erzeugt. Anschließend erzeugt RobotPi die benötigten Ausführungsstränge (Worker-Threads), die wiederum die verbleibenden Klassen erzeugen. Um zu verhindern, dass einzelne Funktionen, deren Ausführung länger

dauert, das gesamte Programm aufhalten, ist das Betriebssystem der Robotersteuerung über Mehrsträngigkeit (*Multithreading*) parallelisiert.

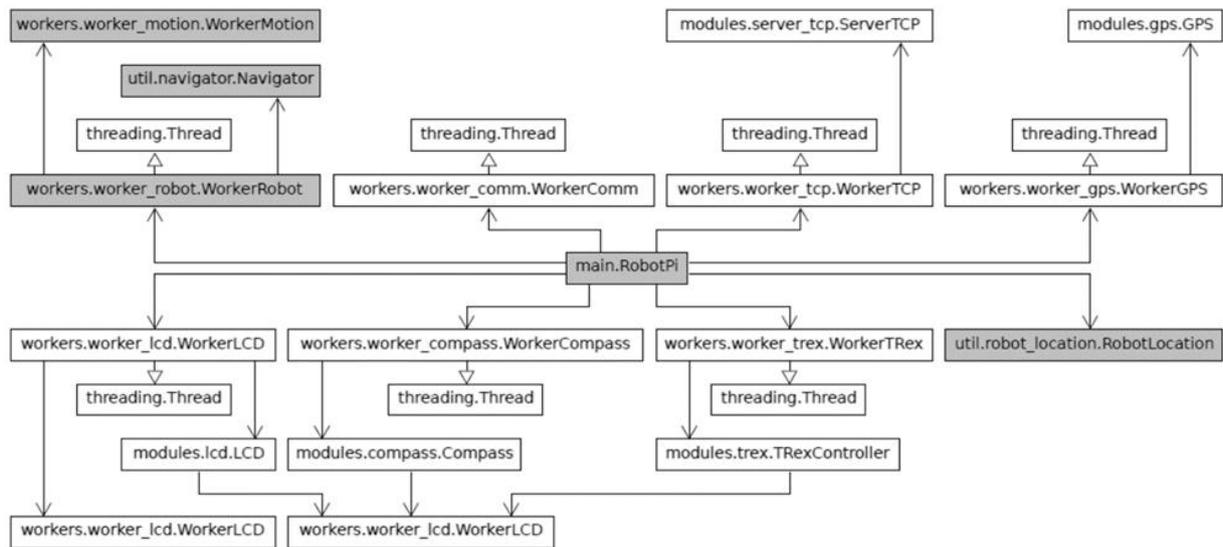


Abbildung 22: Klassendiagramm der Robotersteuerung.

6.2 Ergebnisse

6.2.1 Gesammelte Anforderungen

Anforderungen an eine Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung im Ackerbau ergaben sich aus Gesprächen mit Praktikern, Maschinenbauern und Wissenschaftlern sowie durch eine Literaturrecherche. In Tabelle 19 ist eine Auswahl der gefundenen Anforderungen aufgelistet.

Tabelle 19: Anforderungen an eine Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung.

#	Anforderung	Quelle
0	Zweck: Schnecken detektieren und bekämpfen	Aufgabenstellung
1	Gewicht: 120 kg	Versuche nach Kapitel 2
2	Abmaß: 2 m Arbeitsbreite, 1,5 m Fahrzeuglänge	folgt aus 1
3	Antrieb: elektrisch	Entwickler-Konsortium
4	Energie: batteriebetrieben mit Lithium-Ionen-Zellen	folgt aus 1 und 3
5	Betriebszeit: von Dämmerung bis Sonnenaufgang, 8 Std. mit einer Akkuladung	Schneckenaktivität nach Greenman et al. (2003)
6	Geschwindigkeit: 1 m/s	folgt aus 1, 2 und 3
7	Schädlingsdetektion und Bekämpfung: online	befragte Anwender
8	Navigation: satellitengestützt	befragte Anwender & Entwickler-Konsortium
9	Routenplanung: ohne Orientierung entlang der gesäten Reihe aber in geraden Linien, keine Kurvenfahrten auf der Fläche	Versuche in Kapitel 2
10	Steuerung: autonom	Aufgabenstellung
11	Programmiersprache: Python	Entwickler-Konsortium
12	Termin: 31.01.2020	Projektlaufzeit

Um dem Zweck der Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung zu entsprechen, müssen die Eigenschaften und Verhaltensweisen von Schnecken berücksichtigt werden. Wie in Kapitel 4 beschrieben, aggregieren Schnecken in Teilbereichen der Fläche, was eine Steigerung der Produktivität des Roboters durch eine sogenannte Hotspotsteuerung ermöglicht. Eine Hotspotsteuerung stellt die Anforderung einer von gesäten Reihen losgelösten Navigation an den Roboter. In Kapitel 2 wurde durch Feldversuche gezeigt, dass solch eine Routenplanung zulässig ist, wenn auf der Fläche keine Kurven gefahren werden und der Roboter idealerweise 120 kg wiegt (Kapitel 2). Das begrenzt die Größe des Feldroboters nach oben. Feldroboter werden in der kommerziellen Nutzung ihr Habitat mit Traktoren und anderer herkömmlicher Landtechnik teilen. Zhang et al. (2013) nennen die Notwendigkeit der Anwesenheit eines Menschen bei der autonomen Arbeit aus Sicherheitsgründen und schlagen vor, dass die Person neben ihrer Überwachungstätigkeit Arbeiten mit dem Traktor verrichtet. Ein Feldroboter, der sich sein Habitat mit einem Traktor teilt, muss eine Mindestgröße einhalten, um zum Beispiel Spurrillen der größeren Maschine durchqueren zu können, ohne sich darin festzufahren. Der Feldroboter sollte so klein wie möglich, aber so groß wie nötig ausgelegt werden. Daraus ergeben sich die in Tabelle 19 genannten Anforderungen an Abmaß, Antrieb und Energieversorgung und daraus wiederum die realisierbare Geschwindigkeit dieses Fahrzeugs.

Nach Greenman et al. (2003) sind Schnecken nachts am aktivsten. Aktivitätsspitzen liegen in der Dämmerung und der Zeit kurz vor Sonnenaufgang. Der Roboter muss also nachts acht Stunden autonom arbeiten können und ausreichend Energie mitführen. Diese Überlegungen haben erneut einen Einfluss auf die geforderte Fahrgeschwindigkeit und die Energieversorgung des Roboters.

6.2.2 Gefundene Funktionsstruktur

Im vorangegangenen Unterkapitel wurde der Zweck der hier vorgestellten Entwicklung, das autonome Erkennen und Bekämpfen von Schnecken auf einer Ackerfläche, bereits genannt. Auf das Wesentliche zusammengefasst ist die Funktion dieses Systems also Schnecken zu bekämpfen. Diese Funktion kann unter Berücksichtigung der Anforderungen in weitere Teilfunktionen aufgeschlüsselt werden. Teilfunktionen sind zum Beispiel: Roboter bewegen, Schnecken erkennen, Schneckenposition bestimmen, Schneckenposition speichern, Manipulator bewegen, Manipulator auslösen. In Abbildung 23 ist die für die Entwicklung einer Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung gefundene Funktionsstruktur abgebildet. Die genannten Funktionen können, wie in Abbildung 23 dargestellt, teilweise noch weiter aufgeschlüsselt werden.

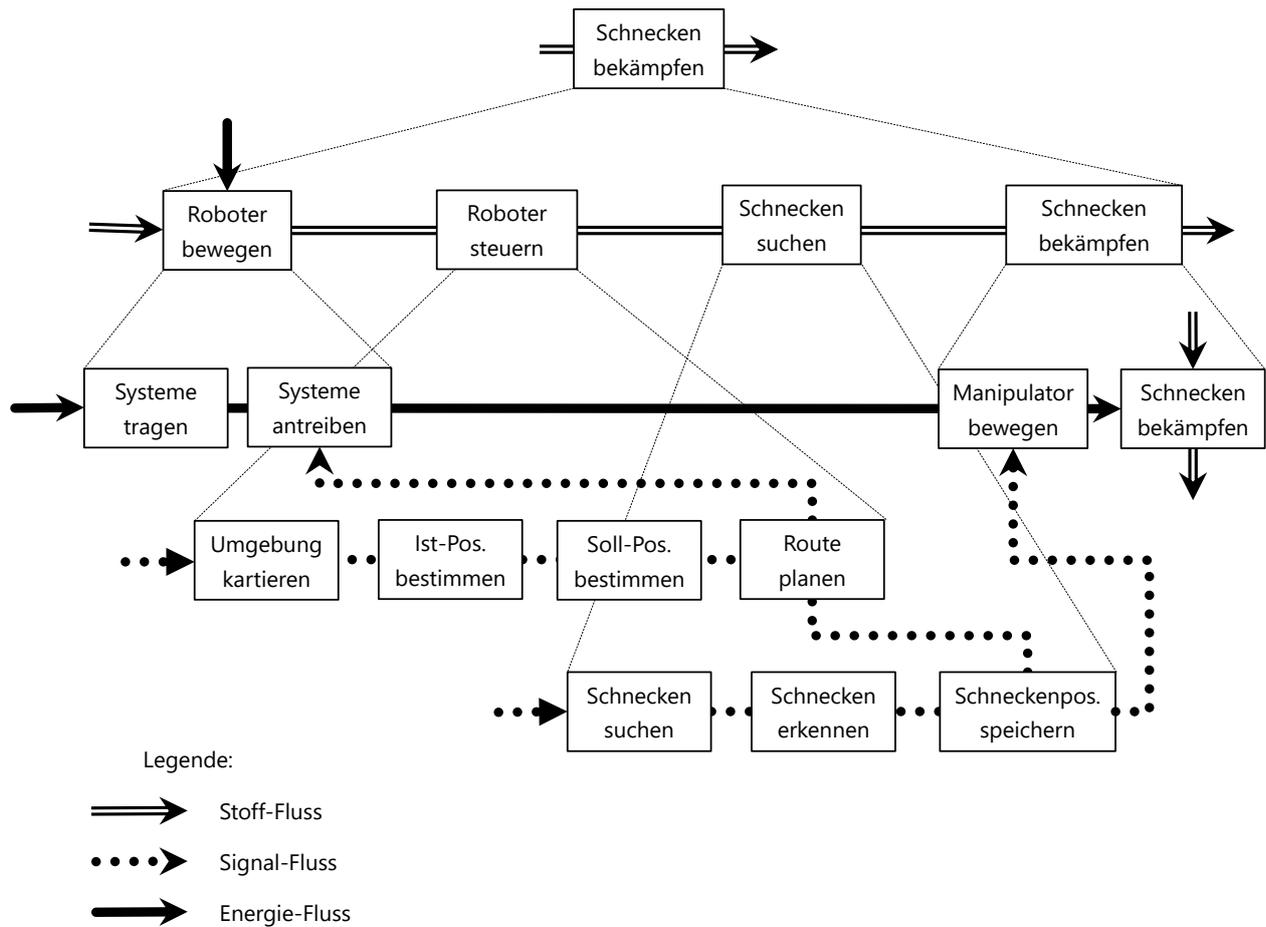


Abbildung 23: Die gefundene Funktionsstruktur.

6.2.3 Gefundenes Lösungsprinzip

Für die in der Funktionsstruktur genannten Teilfunktionen wurden Lösungsansätze gesucht und in einem morphologischen Kasten gesammelt. In Tabelle 20 sind die gefundenen Teilfunktionen mit den zugehörigen Lösungsansätzen aufgelistet.

Tabelle 20: Morphologischer Kasten.

Teilfunktion	Lösungsvarianten		
System tragen	Räder-Fahrwerk	Gummikettenfahrwerk	
System antreiben	Dieselmotor	Benzinmotor	E-Motor
Umgebung kartieren	occupancy-basierte Repräsentation	Orientierungspunkt Repräsentationen	geometrische Repräsentationen
Ist-Pos. bestimmen	RTK-GPS	Inertiale-Navigation	Radio Telemetrie
Soll-Pos. bestimmen	online – Aufträge aus eigenen Daten	offline – Aufträge im Vorfeld festgelegt	
Route planen	Bestensuche	Breitensuche	Tiefensuche
Schnecken suchen	Zufallssuche	Lawnmower-Suche	Tabu-Suche
Schnecken erkennen	optische Detektion	Ultraschalldetektion	Fangjagd
Schneckenpos. speichern	Position in Raster	Position in Cluster	
Manipulator bewegen	Linearantrieb	Rotationsantrieb	
Schnecken bekämpfen	Nagelmatrix	Messermatrix	Schere

Für die Bestimmung der Ist-Position des Roboters stünden inertielle Navigation, Telemetrie oder RTK-GPS (*Real Time Kinematic – Global Positioning System*) zur Verfügung. Nach Zecha et al. (2013) kann die Soll-Position online, also im laufenden Betrieb, mit eigenen Daten des Roboters bestimmt werden oder offline, indem vor dem Robotereinsatz Aufträge aus vorhandenen Daten, Erkundungen und Ähnlichem erstellt werden. Auch Mischformen dieser Ansätze sind möglich. In diesem Fall würde der Roboter im Vorfeld des Einsatzes erarbeitete Aufträge abarbeiten, aber die online gesammelten Daten zur Anpassung dieser Aufträge nutzen. Für die Routenplanung von einer IST-Position zu einer Soll-Position besteht die Möglichkeit einer Bestensuche, einer Breitensuche oder einer Tiefensuche (Coppin, 2004). Zur Kartierung der Umgebung stehen occupancy-basierte Repräsentation (Guivant, 2001) oder Orientierungspunkt-Repräsentationen (Elfes, 1989) als Lösung zur Verfügung. Schnecken können bei der Navigation über den Acker per Zufallssuche (Worrall, 2008), Lawnmower-Suche (Worrall, 2008) oder Tabu-Suche (Glover, 1989) gesucht werden. Schnecken erkennt der Roboter per optischer Detektion, Ultraschalldetektion oder per Fangjagd. Bei einer Fangjagd würde eine Detektion einzelner Schnecken entfallen, der Roboter würde stattdessen Fallen auslegen und diese zum Beispiel durch einen RFID-Chip (*radio-frequency identification chip*) automatisch erkennen. Hawkins et al. (1998) zeigen, dass Abdeckungen aus Karton als Fallen genutzt werden können. Die Position von erkannten Schnecken muss in der räumlichen Repräsentation der Roboterumgebung hinterlegt werden. Dazu wird die Messgröße des Sensors, zum Beispiel eine Pixel-Koordinate bei einer optischen Detektion oder eine Fallnummer

bei einer Fangjagd, in die räumliche Repräsentation übertragen. In der räumlichen Repräsentation können die Positionen gefundener Schnecken in einem Raster oder in einer Datenbank gespeichert werden. Um den Roboter über den Acker zu bewegen, könnte der Roboter ein Räder-Fahrwerk oder ein Gummikettenfahrwerk verwenden. Zu dessen Antrieb wäre zwischen einem Diesel-, einem Benzin-, oder einem elektrischen Motor zu wählen. Zur tatsächlichen Bekämpfung der Schnecke werden ein Manipulator und ein mechanisches Bekämpfungsverfahren (Nagelmatrix, Messermatrix, Schere) verwendet. Der Manipulator kann mit einem rotierenden Antrieb, vergleichbar mit einem Turmdrehkran mit Nadelausleger, oder durch einen Linearantrieb positioniert werden.

6.2.4 Gliederung der Teilsysteme

Nach der Funktionsstruktur und dem gefundenen Lösungsfeld im morphologischen Kasten wurde die Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung in Teilsysteme gegliedert. Die gefundenen Teilsysteme sind in Abbildung 24 grafisch dargestellt.

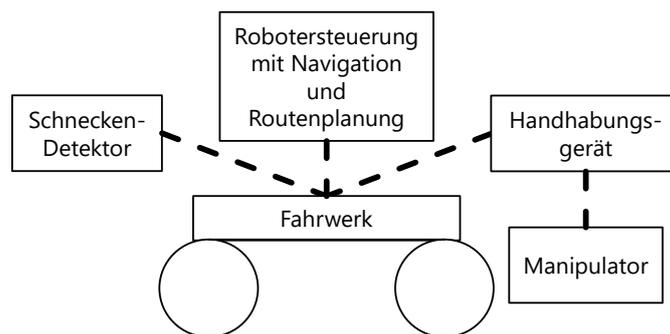


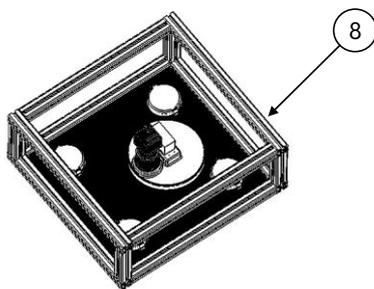
Abbildung 24: Teilsysteme der Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung.

Die Funktionen ‚System tragen‘ und ‚System antreiben‘ werden durch das Modul ‚Fahrwerk‘ erfüllt. Die Funktion ‚Schnecken erkennen‘ übernimmt der Schnecken-Detektor. Die Robotersteuerung mit Navigation und Routenplanung bestimmt die Ist- und Soll-Position. Sie kartiert die Umgebung, speichert gefundene Schneckenpositionen und berechnet die Route. Die Funktion ‚Manipulator bewegen‘ führt das Handhabungsgerät aus. Die gefundenen Schnecken werden schließlich vom Manipulator bekämpft. Die gestrichelte Linie zwischen den Modulen in Abbildung 24 deutet die zu gestaltende Leitstütz-Struktur der Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung an.

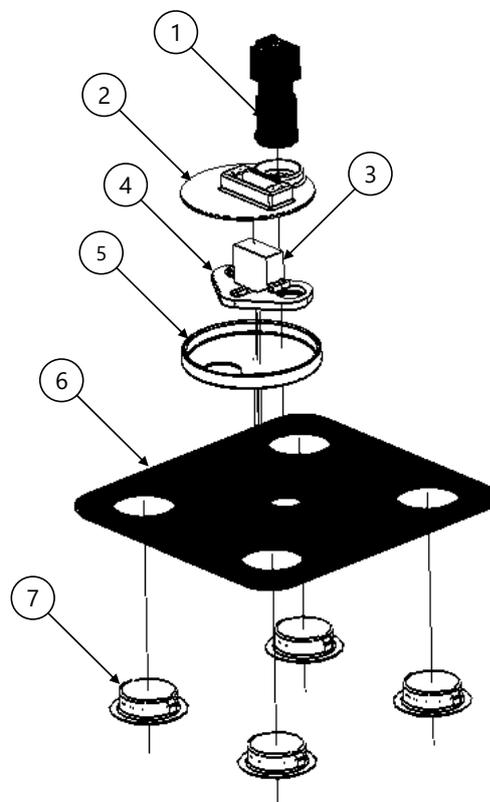
6.2.5 Entwurf der Teilsysteme

Die Konstruktion des Systems zur Schneckenerkennung wurde bereits in Kapitel 3 beschrieben. Es ist aus einer monochromen Kamera, zwei schmalen Bandpass-Filtern und einem Filterwechsler aufgebaut. Von jedem mit dem Detektor gescannten Stück Ackerfläche werden zwei Fotos erzeugt. Diese werden pixelweise subtrahiert, wodurch eine Detektion der Schnecken mit einem einfachen Schwellwertverfahren möglich ist. Die Hardware des Teilsystems wurde mithilfe eines CAD-Systems gestaltet, wie in Abbildung 25 dargestellt.

Isometrische Darstellung:



Explosions-Darstellung:



- 1 Monochrome Kamera
- 2 Filterwechsler-Gehäuse
- 3 Servo-Motor
- 4 Filterwechsler-Filterscheibe
- 5 Filterwechsler-Deckel
- 6 Montageplatte
- 7 Halogenstrahler
- 8 Gehäuserahmen aus Aluminium-Profil

Abbildung 25: Entwurf der Hardware des Schnecken-Detektors.

Bei der Gestaltung des Handhabungsgerätes wurde ein Linearantriebsbausatz der Firma *Igus* aus Köln genutzt. An einer horizontalen Führungsschiene wird ein Schlitten mit einem Zahnriemen durch einen Schrittmotor angetrieben. Auf dem Schlitten ist ein senkrechter, ebenfalls mit einem Schrittmotor betriebener, Zahnstangentrieb montiert. Am unteren Ende des Zahnstangentriebes ist der Manipulator befestigt. Durch die Schrittmotoren kann der Manipulator auf einen Millimeter genau positioniert werden. Um die Nullposition des Systems wiederzufinden, sind Endlagenschalter in die

Lineartriebe verbaut. Beide Linearantriebe, der Zahnriementrieb und der Zahnstangentrieb, werden jeweils durch einen Motorcontroller gesteuert. Der Motorcontroller kann wiederum per Ethernet, Bus oder bitweise in die Robotersteuerung eingebunden werden.

Abbildung 26 zeigt die Gestaltung des Manipulators. Der Manipulator besteht aus einer Nagelmatrix und einem Abstreifer. Der Abstreifer ist federbelastet und gibt die Nagelmatrix frei, wenn sie belastet wird. Durch drei Führungsbolzen wird verhindert, dass der Abstreifer von der Nagelmatrix abrutscht oder verkantet.

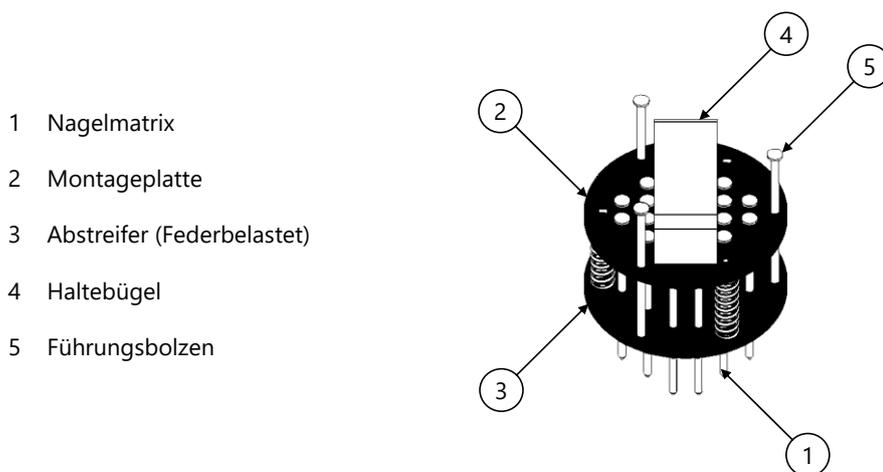


Abbildung 26: Entwurf des Manipulators.

Der Entwurf des Fahrwerks basiert auf einem Gummikettenfahrwerk. Zwischen den Fahrwerksschiffen sind ein Batteriefach sowie die Bordcomputer, die Motorcontroller und die Motoren angeordnet. Das Fahrwerk wird durch zwei 300 W Elektromotoren angetrieben. Bei den in Kapitel 2 beschriebenen Versuchen wurde dieses Fahrzeug benutzt.

Das Ergebnis für den Entwurf der Robotersteuerung integriert die Klasse Manipulator in das in Kapitel 2 beschriebene Programm. Die Klasse Manipulator transformiert die Koordinate einer gefundenen Schnecke in eine Manipulator-Soll-Position und spricht die Motorcontroller an, mit denen die Schrittmotoren der Linearantriebe gesteuert werden. Neben dem Softwareentwurf war der Entwurf einer Hardwareumgebung erforderlich. Die Hardwareumgebung der Robotersteuerung besteht aus drei RaspberryPi Einplatinen-Computern. Ein RaspberryPi steuert die Kamera (CameraPi), einer den Manipulator (ManipulatorPi) und einer das Fahrzeug (RobotPi). Die drei Rechner kommunizieren via Ethernet über einen Router miteinander. Der Router

ermöglicht auch eine Fernsteuerung des Roboters per WLAN (*Wireless Local Area Network*). Ein über WLAN in das Netzwerk eingebundener Computer kann aus der Entfernung per VNC (*Virtual Network Computing*) auf die drei Bordcomputer zugreifen. Zur Positionierung verwendet der Roboter ein Receiver für globale Navigations satellitensysteme (GNSS-Receiver) mit zwei GPS-Antennen. Die zwei Antennen dienen dazu, die Orientierung des Roboters zu bestimmen. RTK-GPS wird mittels einer über das GSM-Netz (*Global System for Mobile Communications*) empfangenen Korrektur realisiert. GNSS-Receiver und GSM-Modul sind per USB (*Universal Serial Bus*) mit dem RobotPi verbunden. Die Spannungsversorgung der Hardwareumgebung erfolgt über das Batterienetz des Roboters. Die erforderlichen Spannungsniveaus der einzelnen Hardware-Komponenten werden über Gleichspannungswandler eingestellt.

6.2.6 Gesamtentwurf und Ausarbeitung

Die Entwürfe der Teilsysteme wurden zu einem Gesamtsystem zusammengefügt. Dazu wurden die Teilsysteme mit einem Montagerahmen verbunden. In Abbildung 27 ist das ausgearbeitete Labor-Modell des Gesamtentwurfes dargestellt.

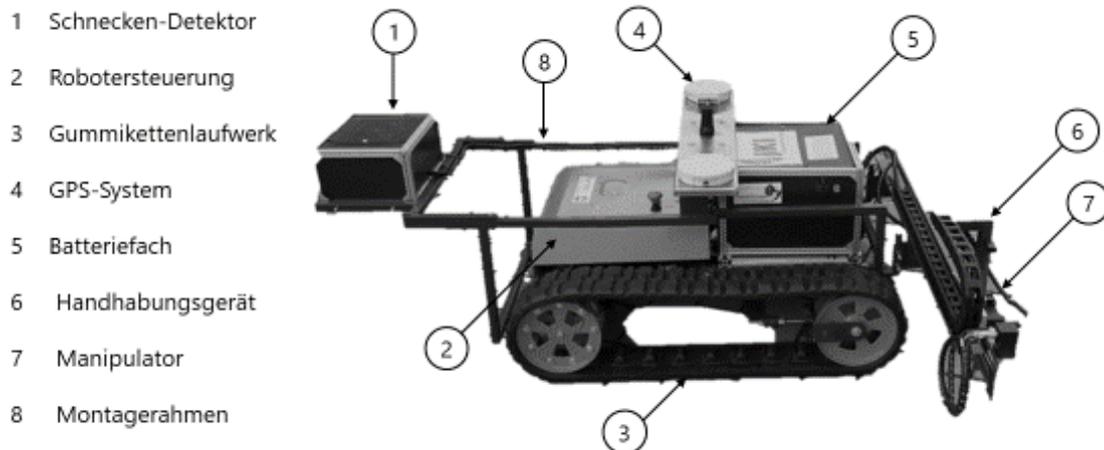


Abbildung 27: Gesamtentwurf des Roboters.

6.3 Diskussion

Am Beginn der Entwicklung einer Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung stand das Autonomie-Argument. Nach Haun (2013) ist ein Roboter dadurch definiert, dass er autonom arbeitet und in der Lage ist, überwachte Ereignisse zu interpretieren. Ein Roboter soll notwendige Entscheidungen handlungsorientiert selbst treffen. Somit ist

schon durch die Aufgabenstellung festgelegt, dass für die Funktion ‚Soll-Position bestimmen‘ eine Online-Lösung gefunden werden muss. Fender et al. (2006) zeigen, dass eine Fusion von Online-Verfahren und GPS-Positionierung gelingt und eine hohe Reproduktions-Rate beim Wiederfinden per GPS-Koordinate gespeicherter Objekte auf dem Feld erreicht. Damit war auch entschieden, die Funktion ‚Ist-Position bestimmen‘ durch RTK-GPS zu lösen. Durch die Bestimmung der eigenen Position per GPS ist auch die Funktion ‚Umgebung kartieren‘ auf eine geometrische Repräsentation festgelegt. Eine Überprüfung der Position an Orientierungspunkten ist unnötig, da der Roboter seine Position per GPS bereits kennt. Eine occupancy-basierte Repräsentation ist zu aufwendig, da bei der Navigation über eine Ackerfläche im Rahmen dieser Arbeit lediglich von einer Ebene ohne zufällig verteilte Hindernisse ausgegangen wird.

Für die Funktionen ‚Route planen‘, ‚Schnecken suchen‘ und ‚Schneckenposition speichern‘ wurden Kombinationen der im morphologischen Kasten genannten Lösungen gewählt. Bei der Planung der Route ist die Verwendung von Breitensuche und Bestensuche sinnvoll, je nachdem, wie weit der Robotereinsatz zur Schneckenbekämpfung fortgeschritten ist. Zu Beginn der Maßnahme soll der Roboter möglichst raumgreifend fahren, um einen Überblick über die gesamte Ackerfläche zu bekommen. Daher ist in diesem Fall eine Breitensuche eine gute Wahl. Hat der Roboter eine ausreichende Anzahl an Schnecken gefunden, ist er in der Lage, Muster in der Verteilung der Schnecken auf der Ackerfläche zu erkennen und kann per Bestensuche Bereiche mit hohem Schnecken-Vorkommen gezielter ansteuern. Eine ähnliche Argumentation gilt für die Wahl der Lösung für die Funktion ‚Schnecken suchen‘. Zwar zeigen die Ergebnisse aus Kapitel 5, dass die Hotspotsteuerung (in Tabelle 20 allgemein als Tabu-Suche beschrieben) effizienter ist als eine Bahn-für-Bahn Steuerung (in Tabelle 20 Lawnmower-Suche genannt), aber wenn dem Roboter keine Informationen über die Fläche bekannt sind, ist eine Zufallssuche eine gute Möglichkeit, schnell Daten zum Schneckenbefall des untersuchten Ackers zu gewinnen. Dabei ist die Zufallssuche effektiv, weil durch die willkürlichen Richtungswechsel schnell ein Muster von sich kreuzenden Fahrbahnen entsteht. Durch diese Kreuzungen wird eine Mehrfachmessung von Teilflächen des Ackers erreicht. Schnecken, die an einer Stelle bei einer früheren Überfahrt noch in einer Erdspalte versteckt waren und später an die Oberfläche gekrochen sind, können schneller detektiert werden, als wenn der Roboter diese Position erst nach dem Absuchen der gesamten Fläche wieder vermisst. Da keine Vorhersage zur Effizienz der Speichermethode der Schneckenpositionen getroffen

werden konnte, wurden sowohl eine Robotersteuerung mit Rasterverfahren also auch eine zweite mit Datenbankverfahren entwickelt. In Kapitel 5 wurden die beiden Verfahren verglichen.

Die Schneckenerkennung wird durch das in Kapitel 4 genannte optische System realisiert. Zwar ermöglicht eine Detektion durch Ultraschallwellen neben der Schneckenerkennung auf der Oberfläche auch einen Blick unter die Ackeroberfläche, jedoch wurde die Realisierung dieser Lösung aufgrund der notwendigen komplexen Technik als zu aufwendig und zu teuer bewertet. Die Lösung „Fangjagd“ wurde nicht weiterberücksichtigt, da der materielle Aufwand, die in ackerbaulichen Maßstäben erforderliche Anzahl an Fallen sowie der logistische Aufwand, diese Fallen auszulegen und zu kontrollieren, als zu hoch bewertet wurde. Zudem ist eine Auflaufdepression zu erwarten, da keine Pflanzen wachsen können, wo Kartonstreifen oder Folienbahnen als Schneckenfallen auf dem Acker liegen. Diese Entscheidung wurde gefällt, obwohl diese Variante bei der Suche nach Lösungen für die Teilfunktionen ‚Schnecken erkennen‘ als ein interessanter Ansatz zu betrachten ist, gerade weil diese Lösungsidee das Verhalten der Schnecken so deutlich berücksichtigt.

Für die Funktion ‚Schnecken bekämpfen‘ wurde die Nagelmatrix als Lösung ausgewählt. Eine Messermatrix wurde als zu verschmutzungs- und verschleißanfällig bewertet. Das Gleiche gilt für eine Schere, die zusätzlich die Schwäche aufweist, dass ihr Einsatz aufgrund der notwendigen hohen Genauigkeit bei der Positionierung lange dauert. Der Einsatz eines Gummikettenfahrwerkes mit E-Motor-Antrieb sowie einem aus Linearantrieben aufgebauten Handhabungsgerät zum Bewegen des Manipulators ergaben sich aus den Anforderungen, Befragungen von Anwendern und dem Konsortium der Entwickler.

7 Übergeordnete Diskussion

7.1 Diskussion der eigenen Vorgehensweise

Die in der Zielsetzung (Kapitel 1.2) und den jeweiligen Methodenkapiteln (Kapitel 3.1, Kapitel 4.1, Kapitel 5.1 und Kapitel 6.1) beschriebenen Verfahren und Vorgehensweisen waren im Rahmen dieser Arbeit zur Beantwortung der gestellten Fragen geeignet. In Kapitel 7.2 bis Kapitel 7.5 werden die Vorgehensweisen und Methoden zu den einzelnen Fragen diskutiert.

Die vorliegende Arbeit zeigt, dass eine Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung in der Landwirtschaft prinzipiell realisierbar ist. Ein Einsatz der vorgeschlagenen praktischen Umsetzung auf dem Feld konnte im Rahmen der Forschungsarbeit zur vorliegenden Dissertationsschrift jedoch nicht erfolgen. Viele Fragen zur Belastbarkeit und Eignung des Verfahrens bleiben somit unbeantwortet. Es ist zum Beispiel offen, ob die Strategie der optischen Detektion von Nacktschnecken auch im praktischen Einsatz auf dem Feld funktioniert. Das betrifft einerseits die Kameratechnik, die Routenplanung und die sonstige Technik des Roboters, die bislang nur im Labor getestet wurde, aber noch wesentlicher den strategischen Ansatz. Wie in Kapitel 2.1.2 bereits erwähnt wurde, verbringen Schnecken der Art *D. reticulatum* den größten Teil ihres Lebens in Erdspalten, Ritzen, Löchern und Ähnlichem. Für den beschriebenen Roboter sowie die im Rahmen dieser Arbeit verfolgte Strategie ist es aber unabdingbar, dass die Schnecken sich auf der Ackeroberfläche befinden.

Neben verfahrenstechnischen Fragen bleibt zum Ende dieser Arbeit die ökonomische Verwendbarkeit offen. Dabei spielt zum einen der ökonomische Aufwand zum Einsatz einer Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung eine Rolle, aber auch die ökonomische Ersetzbarkeit, also der Vergleich der Kosten des Robotereinsatzes zu den Kosten herkömmlicher Verfahren. Für einen erfolgreichen Einsatz des Verfahrens muss der Einsatz nicht nur wirtschaftlich möglich, sondern auch kostengünstiger sein als bestehende Methoden. Eventuell verbessert sich die ökonomische Leistungsfähigkeit der Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung, wenn berücksichtigt wird, dass der Roboter prinzipiell zwischen Schneckenarten unterscheiden kann (Kapitel 4.3.1). Der Roboter wäre in der Lage, Nützling zu verschonen und so einen Mehrwert zu erzeugen.

7.2 Schäden an keimenden Rapspflanzen durch ein Roboter-Fahrwerk

In Kapitel 3 der vorliegenden Arbeit konnte durch einen Feldversuch gezeigt werden, dass die Pflanzenverluste durch einen Roboter, der ein Rapsfeld überquert, mit Verlusten durch andere Pflanzenschutztechnologien (z.B. Unkrautbekämpfung) vergleichbar sind. Das in Kapitel 3.2.1 entwickelte Modell prognostiziert einen Verlust von 21,6 % der Pflanzen pro Fläche, wenn ein Szenario ohne Überfahrten (112,36 Pflanzen/m²) mit der größten im Versuch betrachteten Belastung (88,04 Pflanzen/m²) verglichen wird. Diese Verluste können drastisch minimiert werden, indem der Roboter in geraden Linien und in einer frühen Phase der Pflanzenentwicklung fährt. Die in Kapitel 3 vorgestellten Versuche zeigen auch, dass ein geringes Fahrzeuggewicht wünschenswert ist, wenn eine von gesäten Reihen unabhängige Routenplanung umgesetzt werden soll.

Die durchgeführten Feldversuche haben sich im Rahmen dieser Arbeit als eine angemessene Methode zur Beantwortung der Frage erwiesen, welchen Schaden ein kleiner mobiler Roboter, der mit einem Gummikettenfahrwerk nach der Aussaat über einen Raps-Acker fährt, an den keimenden Rapspflanzen verursacht. Es ist zudem gelungen, ein signifikantes Vorhersagemodell aus einem kleinen Feldversuch zu entwickeln. Wichtig war dabei eine Analyse des Signal-Rauschen-Verhältnisses, ausreichendes Wissen über die üblichen Prozesssteuerungen und der Ausschluss von nicht sinnvoll verwendbaren Faktorkombinationen als attributive Einschränkung bei der Versuchsplanung.

Die durchgeführten Feldversuche hätten selbstverständlich eine höhere Aussagekraft bekommen, wenn die Verwendung eines Radfahrwerkes als weiterer Versuchsparameter in Betracht gezogen worden wäre. Da jedoch kein zum eingesetzten Gummikettenfahrwerk vergleichbares Radfahrwerk zur Verfügung stand, musste darauf verzichtet werden. Ein Vergleich mit der Literatur deutet darauf hin, dass Gummikettenfahrwerke aufgrund ihrer bodenschonenden Eigenschaften vorzuziehen sind (Molari et al., 2012). Zu dieser Aussage finden sich auch widersprüchliche Literaturstellen. Im Kontext von landwirtschaftlichen Feldrobotern wird darauf hingewiesen, dass durch die Scherwirkung des Gummikettenfahrwerks bei Kurvenfahrten Erosion verursacht werden kann (Vidoni et al., 2015). Der Vergleich der beiden Quellen macht deutlich, dass der Erkenntnisgewinn durch einen Feldversuch nicht durch eine Literaturrecherche hätte ersetzt werden können.

Ähnlich zum potenziellen Einsatz eines Räderfahrwerkes fehlt in der Untersuchung der Fahrwerkswirkung eine Untersuchung zum Einfluss von Niederschlag oder Tau. Aufgrund der vorherrschenden Dürre (Kapitel 3.1.2, Abbildung 2: Gemessene Bodentemperatur in °C und Bodensaugspannung in hPa.) war die Messung dieses Faktors nicht möglich.

Allgemeine Empfehlungen für die Überfahrt mit leichten Fahrzeugen über Rapssetzlinge sind nach dem Stand der guten fachlichen Praxis zumindest in Grenzsituationen unzureichend. Der Feldroboter der Zukunft sollte die Orientierung entlang gesäter Reihen, wo immer es notwendig ist, aufgeben, um eine hohe Schlagkraft zu erreichen. Es wäre jedoch sinnvoll bei der Entscheidung für oder gegen eine Loslösung von der gesäten Reihe während der Orientierung über dem Feld eine Schadensprognose zu berücksichtigen. Dafür wären individuelle modellierte Empfehlungen im Sinne eines cyberphysikalischen Systems notwendig, das die Modellierung landwirtschaftlicher Systeme mit Echtzeit-Sensordaten kombiniert.

7.3 Optische Eigenschaften von Schnecken und Böden

Durch die in Kapitel 4.2.1 beschriebenen Hyperspektralaufnahmen konnten die Spektren der relativen Reflexion von Schnecken und Böden ermittelt werden. Eine Auswertung dieser Daten zeigte, dass eine Abfolge auffälliger Extrema im nahinfraroten Spektrum des Lichts die Erkennung von *D. reticulatum* und *A. vulgaris* mit einem einfachen Schwellenwert für die Bildverarbeitung ermöglicht. Die spektralen Eigenschaften der Schnecken müssen dafür durch ein mit schmalen Bandpassfiltern angepasstes Detektionsverfahren berücksichtigt werden. Zusätzlich zu den Möglichkeiten der Unterscheidung zwischen Boden und Schnecken konnte gezeigt werden, dass es unter Berücksichtigung der spektralen Eigenschaften auch möglich ist, zwischen den beiden untersuchten Schneckenarten zu differenzieren. Dies könnte auch in einer technischen Anwendung eingesetzt werden, wenn eine komplexere Detektionseinheit, die mehr als zwei Wellenlängenbereiche misst, für den Anwender akzeptabel ist.

Mit dem in Kapitel 4.3.2 beschriebenen Vorschlag für eine technische Umsetzung einer Schneckenerkennung können Schnecken nur erkannt werden, wenn die Kamera für die Dauer der Fotoaufnahmen am gleichen Ort bleibt. Eine Erkennung bei konstanter Fahrt ist nicht möglich, da die schmalen Bandpassfilter während der Fotoaufnahmen

gewechselt werden müssen. Das Wechseln der Filter gelingt, automatisiert durch einen mit Servomotor angetriebenen Filterwechsel, aber mühelos.

7.4 Steigerung der Flächenleistung durch eine Hotspot-Routenplanung

Um die beiden in Vorarbeiten programmierten Verfahren zur Definition von Hotspots miteinander vergleichen zu können, wurden die optimalen Einstellung dieser Verfahren in einer Computersimulation per Screeningversuche bestimmt. Eine Definition von Hotspots durch ein Rasterverfahren hat sich als stabiler erwiesen als eine Hotspotdefinition durch ein Clusterverfahren. Die höhere Stabilität wirkt sich vor allem auf den Einfluss des gewählten Startmodus aus.

Ein Vergleich der Hotspot-Routenplanung mit einer flächendeckenden Bearbeitung des Feldes in Bahnen zeigt, dass eine Hotspot-Routenplanung mit einem Rasterverfahren zur Hotspotdefinition im Idealfall 1,68- bis 1,72-mal effizienter nach Schnecken sucht. Diese Effizienzsteigerung wird erreicht, wenn die Suche nach Schnecken sehr gründlich durchgeführt werden soll. Gerade wenn nur noch wenige Schnecken auf der Fläche verblieben sind, die Suche also weit fortgeschritten ist, kommen die Stärken der Hotspot-Routenplanung zu Geltung.

Bei Betrachtung der absoluten Werte sind beide Verfahren, eine Hotspot-Routenplanung und die flächendeckende Suche in Bahnen, nicht konkurrenzfähig mit der Flächenleistung eines Schneckenkornstreuers. Im beschriebenen Idealfall legt der Roboter bei der Hotspot-Routenplanung 38 km zurück, um 1055 Schnecken zu finden. Ein flächendeckend suchender Roboter würde sogar 65,6 km zurücklegen. Da der Roboter mit 1 m/s fährt, braucht er im ersten Fall 10,5 Stunden für die 0,9 ha und im zweiten Fall 18,2 Stunden. Das entspricht einer Flächenleistung von 0,09 ha/h und 0,05 ha/h. Ein Schneckenkornstreuer mit 20 m Arbeitsbreite an einem 5 km/h schnellen Traktor dagegen hat eine theoretische Flächenleistung von 10 ha/h. Diese Werte sind aber nicht uneingeschränkt vergleichbar. Denn der Mehrwert des Robotereinsatzes entsteht durch die in der Einleitung genannten Argumente, nämlich der geringeren Witterungsabhängigkeit, dem Verzicht von Pestizideinsatz und der selektiven Vorgehensweise mit einer Schonung der Nützlinge.

Das größte Hemmnis für eine größere Effizienz stellt nach wie vor die Tatsache dar, dass der Roboter durch die Verwendung des Kettenfahrwerks nur in geraden Linien über die Fläche fahren darf. Wäre ein Wenden auf der Fläche möglich, und damit ein

gezieltes Anfahren und kürzere Wege von Hotspot zu Hotspot, könnte die derzeit erreichbare Schlagkraft noch weiter gesteigert werden.

Die hier gezeigten Simulationen, Berechnungen und Modellierungen nutzen einen einzigen Schneckendatensatz auf einer einzigen virtuellen Ackerfläche. Das führt zu einer Überanpassung des vorgestellten Systems auf diesen Anwendungsfall. Zukünftige Forschung sollte die hier präsentierten Ergebnisse in breiter angelegten Simulationen weiterentwickeln und in einem Feldversuch überprüfen.

7.5 Praktische Umsetzung

Im durchgeführten Konstruktionsprozess wurden Anforderungen ermittelt, eine Funktionsstruktur erstellt, das Lösungsfeld mithilfe eines morphologischen Kastens systematisch erweitert sowie die ausgewählte Lösung gestaltet. Der entwickelte Roboter ist in der Lage, Schnecken optisch durch den Einsatz einer monochromen Kamera und schmalen Bandpassfiltern zu detektieren. Die Position gefundener Schnecken wird gespeichert, um Muster in der Verteilung der Schnecken auf der Ackerfläche erkennen zu können. Erkannte Bereiche mit hohem Schneckenvorkommen können mit der Hotspotsteuerung gezielt angefahren werden, erkannte Schnecken werden mechanisch unschädlich gemacht.

Bevor der vorgeschlagene Roboter in der Praxis eingesetzt werden kann, sind eine Erprobung des Systems im Feldversuch und daraus folgende weitere Konstruktionsschritte notwendig. Das vorgestellte System ist eine Machbarkeitsstudie. Für einen Prototyp fehlen noch Sicherheitssysteme zur Umgebungsüberwachung, Programmierschnittstellen (API) und eine Benutzerschnittstelle zum Beispiel in Form einer grafischen Benutzeroberfläche.

7.6 Vergleich mit der Literatur

Wie in Kapitel 2.2.1 beschrieben, wurden bereits vor dieser Dissertation Ergebnisse von Versuchen mit Robotern zur Schädlingsbekämpfung publiziert. Die Fragestellung dieser Arbeiten unterscheiden sich zum Teil erheblich von dem hier präsentierten Ansatz.

Sammons et al. (2005) beschreiben die Eignung eines Roboters zur Schädlingsbekämpfung, jedoch ohne Methoden zur Detektion von Schädlingen zu untersuchen. Li et al. (2009) zeigen die Eignung von Kameratechnik für eine optische

Detektion von Schädlingen, anders als in der hier vorgestellten Arbeit wird die Eignung dieses Verfahrens jedoch für eine Kombination mit einer Methode zur Schädlingsbekämpfung nicht abgefragt. Chung et al. (2014) stellen eine innovative Methode zur nichtchemischen Schädlingsbekämpfung vor, überprüfen aber nicht, wie sich dieses Verfahren in Verbindung mit einem System zur Erkennung von Schädlingen verhält.

Dem Ansatz dieser Dissertation kommt der Lösungsvorschlag von Kelly und Melhuish (2001), beziehungsweise die Umsetzung durch Greenman et al. (2003) in Form eines Roboters, der Schnecken per Kamera detektiert und aufsammelt, am nächsten. Im Vergleich zur Publikation von Greenman et al. (2003) konnte im Rahmen dieser Dissertation gezeigt werden, dass die Leistung eines Systems zur Schneckenerkennung durch vertieftes Wissen über die optischen Eigenschaften von Schnecken und Böden stark gesteigert werden kann. Wie in Kapitel 4.3.1 gezeigt, können Schnecken auf dem Ackerboden durch eine verbesserte Kenntnis des Verlaufs der relativen Reflexion sicherer erkannt werden. Es ist sogar denkbar, durch eine Weiterentwicklung des vorgeschlagenen Systems zur Schneckenerkennung zwischen verschiedenen Schneckenarten zu unterscheiden. Ein weiterer Unterschied zur genannten Arbeit ist die Verwertung der Schnecken. Greenmann et al. und Kelly und Melhuish schlagen vor, aufgesammelte Schnecken in einem auf dem Roboter mitgeführten Biogasreaktor in für den Roboter verwendbare Energie umzuwandeln. Der Lösungsansatz der vorliegenden Arbeit ist weniger explorativ und an realen Problemen, nämlich der in Kapitel 2.1 genannten ökonomischen und ackerbaulichen Bedeutung der Schnecke als Schädling und ihrer Bekämpfung, orientiert. Daher werden Schnecken durch den in Kapitel 6 vorgeschlagenen Roboter nicht eingesammelt, sondern die Reste der Tiere verbleiben nach der Bekämpfung auf dem Feld. Da die Schädlinge *A. vulgaris* und *D. reticulatum* als Allesfresser auch die Leichen ihrer Artgenossen fressen, ist zu erwarten, dass durch eine mögliche Lockwirkung die Konzentration von Schnecken in Hotspots gefördert wird.

Ein weiterer Unterschied der in dieser Dissertationsschrift vorgestellten Herangehensweise zur Arbeit von Greenman et al. ist das planhafte Vorgehen bei der Navigation. Lösungen, um die Flächenleistung eines Feldroboters durch gerichtetes Navigieren in Bereiche, in denen Beobachtungen, Aufgaben oder andere den Roboter betreffende Ereignisse akkumulieren, wurden bereits von Low et al. (2012) und Hitz et al. (2014) vorgeschlagen. Deren Ansätze sind für das in dieser Dissertation betrachtete

Einsatzfeld ungeeignet, da eine wichtige Randbedingung nicht berücksichtigt wird, nämlich die in dieser Dissertationsschrift (Kapitel 1) gezeigte Notwendigkeit, zur Vermeidung von Pflanzenschäden ohne Wenden in geraden Linien über den Acker zu fahren. Die in Kapitel 5 gezeigten Simulationen der Hotspot-Routenplanung zeigen, dass eine Hotspotsteuerung auch unter landwirtschaftlichen Randbedingung effizienter sein kann als ein flächendeckendes Abscannen des Ackers. Gerade beim Auffinden der Restmengen von Schnecken zum Ende der Suche spielt die hier untersuchte Hotspotsteuerung ihre Stärken aus.

Durch die Strategie der Hotspot-Routenplanung werden Saatzeilen und somit keimende Pflanzen zwangsläufig durch den Roboter zur Schneckenbekämpfung überfahren. Die Auswirkung von kleinen autonomen Fahrzeugen auf die entwickelnden Ackerkulturen war bislang keine Fragestellung der Wissenschaft. Vergleichbar sind Untersuchungen von Pflanzenschäden durch den Einsatz von Hacken oder Striegeln (Astrand et al., 2002; Tillett et al., 2008; Norremark et al., 2008; Lieven et al., 2008). Pflanzenschäden werden auch in Studien über die Erholungsfähigkeit von Kulturpflanzen wie Raps nach schweren Wetterphänomenen wie Hagelstürmen untersucht (Mc Gregor, 1987). Bei einem Vergleich dieser Quellen mit dem Ergebnis der vorliegenden Arbeit wird deutlich, dass die Schäden beim Überfahren von Saatzeilen mit dem hier verwendeten Roboterfahrgestell das Kompensationspotential von Raps deutlich unterschreiten. Eine Hotspot-Routenplanung ist aus pflanzenbaulicher Sicht also zulässig.

8 Zusammenfassung und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurden drei Fragen zur Entwicklung einer Robotik-Lösung in der Landwirtschaft beantwortet und ein Vorschlag für eine Praxis-Anwendung des generierten Wissens konstruiert.

Schnecken sind ein bedeutender Schädling in der Landwirtschaft. Die Aufbringung von Schneckenkorn zur Schneckenbekämpfung als Verfahren nach dem aktuellen Stand der Technik hat jedoch erhebliche Nachteile. Der Erfolg ist abhängig von der vorherrschenden Witterung und damit unsicher. Zudem wirkt das Schneckenkorn nicht selektiv und schadet so auch Schneckenarten, die als Nützlinge gelten. Eine Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung kann wetterunabhängig arbeiten und ist in der Lage, zwischen Schädlingen und Nützlingen zu unterscheiden.

Um eine Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung entwickeln zu können, sind mehrere Fragen zu beantworten. Wird ein Roboter zur Bekämpfung eines Schädlings eingesetzt, ist es wichtig, dass durch den Roboter selbst kein Schaden an den zu schützenden Pflanzen entsteht. Es ist nicht bekannt, welchen Schaden ein kleiner mobiler Roboter an den keimenden Rapspflanzen verursacht. Durch Feldversuche (Splitplot- und vollfaktorielle Designs), bei denen Ackerflächen mit keimendem Raps mit einem Gummikettenfahrwerk befahren wurden, konnte ein Vorhersagemodell für die 15 Tage nach der Überfahrt zu erwartende Depression der Blattfläche und der Anzahl an Pflanzen pro Fläche entwickelt werden. Das Modell zeigt, dass im Worst-Case-Szenario bis zu 21,6 % der keimenden Pflanzen verloren gehen. Das Fahren mit einem leichten Fahrzeug, in geraden Linien und in einem frühen Stadium der Pflanzenentwicklung minimiert die Verluste von Rapspflanzen deutlich. Zukünftige Arbeiten sollten überprüfen, ob mit einer Onlinelösung während der Überfahrt entschieden werden kann, ob eine von Saatreihen losgelöste Navigation sinnvoll ist oder nicht.

Eine weitere Frage betrifft die Detektion der Schnecken. Um Schnecken zu bekämpfen, muss der Roboter sie erkennen und ihre Position relativ zu seiner eigenen bestimmen können. Nacktschnecken haben sich evolutionär farblich an den Ackerboden angepasst. Das macht die Schneckenerkennung durch ein bildgebendes Verfahren schwierig. Mit Hyperspektralaufnahmen wurden die optischen Eigenschaften von Schnecken der Arten *A. vulgaris* und *D. reticulatum* sowie verschiedene Ackerböden untersucht. Dabei wurden auffällige Maxima gefolgt von auffälligen lokalen Minima im

Verlauf der Reflexionsspektren von Schnecken im nahen Infrarotbereich (850 nm bis 990 nm) gefunden. Diese Extremstellen ermöglichen eine Unterscheidung zwischen Schnecken und Böden, denn die Reflexion der Böden verläuft in diesem Wellenlängenbereich monoton steigend. Die auffälligen Extrema wurden zum Aufbau eines Systems zur Schneckendetektion aus einer monochromen Kamera und schmalen Bandpassfiltern (925 nm und 975 nm, je +/- 25 nm) verwendet. Zur Detektion von Schnecken werden zwei Fotos vom untersuchten Bereich des Feldes aufgenommen. Durch Subtraktion der Pixelwerte der Bilder werden die Schnecken hervorgehoben und der Boden gelöscht. Das resultierende Bild ermöglicht die Erkennung von Schnecken mit einem Schwellwert, da Schnecken nach der Subtraktion im Durchschnitt 12,4-mal heller sind als der Boden. Zukünftige Arbeiten sollten untersuchen, ob auf den Filterwechsler verzichtet werden kann. Denkbar wäre ein Umleiten oder Aufteilen des in das Objektiv einfallenden Lichts auf mehrere CMOS-Sensoren. Dies würde eine Schneckenerkennung in einem Videostream ermöglichen bei gleichzeitiger Verwendung des in Kapitel 4.1.4 vorgestellten physikalischen Prinzips. Zudem könnte untersucht werden, ob die Bilder einer Kamera mit einer höheren Empfindlichkeit im VNIR-Bereich weniger Schritte bei der Bildverarbeitung erlauben.

In einer dritten Fragestellung wurde die Leistungsfähigkeit der Robotik-Lösung zur Schneckenbekämpfung untersucht. Ein kleiner mobiler Roboter ist nur sinnvoll für einen Einsatz in der Landwirtschaft, wenn er schlagkräftig ist. Kleine mobile Feldroboter können an Schlagkraft gewinnen, indem sie Teilbereiche der Ackerfläche, in denen für den Roboter relevante Beobachtungen, Aufgaben und Ereignisse aggregieren (sogenannte Hotspots), gezielt anfahren. Hotspots für eine solche Routenplanung können auf zwei verschiedene Weisen definiert werden. Die beiden entwickelten Hotspotdefinitionen sowie die Hotspot-Routenplanung wurden per Computersimulation optimiert und mit einer Bahn-für-Bahn-Routenplanung verglichen. Die Einstellung der Softwareparameter erfolgte jeweils durch einen Screening-Versuch mit zehn Faktoren in einem Versuchsdesign nach einem randomisierten Teilfaktor-Plan mit zweimal 128 Versuchsläufen. Die Versuchsergebnisse werden statistisch ausgewertet und die Faktoreinstellung bestimmt, bei welcher der Roboter per Hotspot-Steuerung bei möglichst geringer zurückzulegender Strecke möglichst viele Schnecken findet und bekämpft. Ein Vergleich der Hotspot-Routenplanung mit einer flächendeckenden Bearbeitung des Feldes in Bahnen zeigt, dass eine Hotspot-Routenplanung mit einem Rasterverfahren

zur Hotspotdefinition im Idealfall 1,68- bis 1,72-mal effizienter nach Schnecken sucht. In zukünftigen Arbeiten sollte untersucht werden, ob eine Kombination aus Hotspotverfahren und einer flächendeckenden Navigation in Bahnen eine weitere Steigerung der Flächenleistung bewirkt. Eine Kombination von Hotspotnavigation und einer Navigation in Bahnen könnte realisiert werden, indem der Roboter nach einer Startphase zum Finden der Hotspots zu einem partiellen Navigieren in Bahnen übergeht. Streifenförmige Teilflächen, in denen möglichst viele der gefundenen Hotspots liegen, würden flächendeckend abgesucht werden.

Das gewonnene Wissen muss auch umsetzbar sein, daher wird in der vorliegenden Arbeit ein Vorschlag zur Umsetzung der gefundenen Antworten in einem technischen System gemacht. Im durchgeführten Konstruktionsprozess werden Anforderungen gesammelt, eine Funktionsstruktur ermittelt, Prinziplösungen gefunden und gestaltet. Eine lösungsneutrale Funktionsstruktur und eine Gliederung des Roboters in Teilsysteme erleichterten das Finden eines breiten Lösungsfeldes. Der entwickelte Roboter besteht aus einem kamerabasierten Detektionssystem zur Erkennung von Schnecken, einem Handhabungsgerät aus Linearantrieben, einem Manipulator zur mechanischen Schneckenbekämpfung und einer Robotersteuerung. Alle Module sind auf einem elektrisch angetriebenen Fahrgestell mit Gummikettenfahrwerk aufgebaut. Das Detektionssystem zur Schneckenerkennung besteht aus einer monochromen Kamera, einem Filterwechsler und schmalen Bandpassfiltern. Der Manipulator zur Schneckenbekämpfung wird mit einem Linearantrieb positioniert und gefundene Schnecken werden durch letale Verletzungen mit einer Nagelmatrix bekämpft.

In zukünftigen Arbeiten sollte das entwickelte System in der Praxis erprobt werden. Durch Feldversuche können Verbesserungspotential und notwendige Anpassungskonstruktionen ermittelt werden. Der hier vorgestellte Roboter verfügt noch über keinerlei Sicherheitssysteme zur Überwachung der Umwelt. Um den Roboter autonom einsetzen zu können, muss er seine Umgebung überwachen und Hindernisse, Menschen, Tiere oder technische Systeme zuverlässig erkennen. Erkannte Personen, Tiere oder Hindernisse müssen zu einem angepassten Verhalten des Roboters führen. Die Entwicklung dieses Sicherheitssystems ist eine weitere Aufgabe für zukünftige Forschung und Entwicklung. Für eine erfolgreiche Integration eines Sicherheitssystems ist zu überlegen, das Betriebssystem des Roboters durch das Open Source Framework ROS (Robot Operating System) zu ersetzen, wie Barbosa et al. (2015) es beschreiben.

Kurzfassung

Schnecken sind bedeutende Schädlinge in der Landwirtschaft. Die Ausbringung von Schneckenkorn zur Schneckenbekämpfung als Verfahren nach dem Stand der Technik hat jedoch erhebliche Nachteile. Der Erfolg ist abhängig von der vorherrschenden Witterung und damit unsicher, zudem schadet es auch Nützlingen. Eine Robotik-Lösung zu Schneckenbekämpfung arbeitet wetterunabhängig und ist in der Lage, zwischen Schädlingen und Nützlingen zu unterscheiden.

Durch einen Feldversuch konnte gezeigt werden, dass Überfahrten eines Roboters über keimende Rapspflanzen einen Verlust von 21,6 % der keimenden Pflanzen verursachen. Die Verlustrate kann aber erheblich minimiert werden, wenn der Roboter zu frühen Zeitpunkten, mit geringem Gewicht und in geraden Linien über die gesäten Reihen fährt.

Durch Hyperspektralaufnahmen konnten die Spektren der relativen Reflexion von Schnecken und Ackerböden ermittelt werden. Bei der Auswertung der Spektren fällt ein globales Maximum bei 925 nm, gefolgt von einem lokalen Minimum bei 975 nm im Reflexionsspektrum der Schnecken auf. Das Spektrum der Ackerböden verläuft in diesem Bereich monoton steigend. Durch die Subtraktion zweier Bilder der genannten Wellenlängen wird der Boden ausgelöscht und die Detektion der Schnecken ist per digitaler Bildverarbeitung mit einem einfachen Schwellwertverfahren möglich.

Eine Hotspot-Routenplanung konzentriert die Arbeit des Roboters auf Teilflächen des Ackers mit einer hohen Aggregation von Schnecken. Ein Vergleich der Hotspot-Routenplanung mit einer flächendeckenden Bearbeitung des Feldes in Bahnen zeigt, dass eine Hotspot-Routenplanung mit einem Rasterverfahren zur Hotspotdefinition im Idealfall 1,68- bis 1,72-mal effizienter nach Schnecken sucht.

Die Arbeit umfasst zudem einen Vorschlag für eine Praxis-Anwendung. Der entwickelte Roboter fährt auf einem Gummikettenfahrwerk über den Acker. Er erkennt Schnecken mithilfe einer monochromen Kamera und schmalen Bandpassfiltern. Die Position gefundener Schnecken wird gespeichert, um Hotspots zu detektieren und diese gezielt anzusteuern. Erkannte Schnecken werden mechanisch unschädlich gemacht.

Abstract

Slugs are an important pest in agriculture. However, the spreading of slug pellets for slug control as a state-of-the-art method has considerable disadvantages. The success depends on the prevailing weather conditions and is therefore uncertain, and it also harms beneficials. A robotic solution for slug control works independent of weather conditions and is able to distinguish between pests and beneficials.

A field trial showed that robot passes over young canola plants cause a loss of 21.6 % of the germinating plants. However, the loss rate can be minimized considerably, if the robot drives over the sown rows at early times, with low weight and in straight lines.

Hyperspectral images were used to determine the spectra of the relative reflection of slugs and soils. When the spectra were evaluated, a global maximum at 925 nm followed by a local minimum at 975 nm was noticeable in the reflection spectrum of the slugs. The spectrum of the soils in this range is monotonically increasing. By subtracting two images of the mentioned wavelengths the soil is erased and the detection of the slugs is possible by digital image processing with a simple threshold method.

A hotspot route planning concentrates the work of the robot on partial areas of the field with a high aggregation of slugs. A comparison of the hotspot route planning with an area-wide processing of the field in lanes shows that a hotspot route planning with a grid method for hotspot definition ideally searches for slugs 1.68 to 1.72 times more efficiently.

This thesis also includes a proposal for a practical application. The developed robot drives over the field on a rubber track undercarriage. It detects slugs using a monochrome camera and narrow bandpass filters. The position of detected slugs is saved in order to detect hotspots and to drive to them in a targeted manner. Detected slugs are neutralized mechanically.

Literatur

Allgaier, C.; Albert, R.: Schadschnecken, Biologie, Arten und Bekämpfung. Aid Infodienst, Bonn, 2014

Amjad, W.; Crichton, S. O. J.; Munir, A.; Hensel, O.; Sturm, B.: Hyperspectral imaging for determination of potato slices moisture content and chromaticity during convective hot air drying process. *Biosystems Engineering*, vol 166, p. 170-183, 2018

Anthony, D.; Detweiler, C.: UAV localization in row crops. *Journal of Field Robotics*, vol. 34, p.1275-1296, 2017

Archard, G.; Bohan, D.; Hughes, L.; Wiltshire, C.: Spatial sampling to detect slug abundance in an arable field. *Annals of Applied Biology*, vol. 145, p. 165-173, 2004

Åstrand B.; Baerveldt A. J.: An agricultural mobile robot with vision-based perception for mechanical weed control. *Autonomous Robots*, vol. 13, p. 21-35, 2002

Baier, T.: Dramatischer Insektenschwund in Deutschland. www.sueddeutsche.de/wissen/insektensterben-dramatischer-insektenschwund-in-deutschland-1.3713567, 15.12.2019

Bailey, S.E.R.: Molluscicidal baits for control of terrestrial gastropods. In: Barker, G.M. (Ed.): *Molluscs as Crop Pests*. CABI Publishing, Wallingford, p. 33-54, 2002

Ball, D.; Upcroft, B.; Wyeth, G.; Corke, P.; English, A.; Ross, P.; Patten, T.; Fitch, R.; Sukkarieh, S.; Bate, A.: vision-based obstacle detection and navigation for an agricultural robot. *Journal of Field Robotics*, vol. 33, p. 1107-1130, 2016

Barbosa, J., P.; Lima, F.; Coutinho, L.; Leite, J. P. R. R.; Machado, J., B.; Valerio, C., H.; Bastos, G., S.: ROS, Android and cloud robotics: How to make a powerful low-cost robot. *International Conference on Advanced Robotics (ICAR)*, 2015

Barker, G. M.: *Molluscs as Crop Pests*. CABI Publishing, Wallingford, Oxon, UK, 2002

Bechar, A.; Vigneault C.: Agricultural robots for field operations: Concept and components. *Biosystems Engineering*, vol. 149, p. 94-111, 2016

Ben-Dor, E.; Irons, J.R.; Epema, G. F.: Soil reflectance. In: N. Rencz (Ed.): *Remote sensing for the earth sciences, Manual of remote sensing*. p. 111-188. John Wiley & Sons, New York, 1999

Blackmore, S.; Stout, B.; Wang, M.; Runov, B.: Robotic agriculture – the future of agricultural mechanisation. *Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture*, p. 621-628, 2005

Bohan, D. A., Glen, D. M. Wiltshire, C. W.; Hughes, L. (2000): Parametric intensity and the spatial arrangement of terrestrial mollusc herbivores *Deroceras reticulatum* and *Arion intermedius*. *Journal of Animal Ecology*, p. 1031- 1046.

Box, G. E. P.; Hunter, J. S.; Hunter, W.G.: *Statistics for Experimenters: Design, Innovation, and Discovery*. Wiley, New Jersey, 2005

Cahn, M.: *Using tensiometers for scheduling irrigations of coastal vegetables*. University of California U.S. Cooperative Extension, 2012

Chinnusamy, V.; Zhu, J.; Zhu, J. K.: Cold stress regulation of gene expressions in plants. *Trend ins Plant Science*, vol. 12, issue 10, p. 444-451, 2007

Chung, B.-K.; Xia, C.; Song, Y.-H.; Lee, J.-M.; Li, Y.; Kim, H.; Chon, T.-S.: Sampling of *Bemisia tabaci* adults using a pre-programmed autonomous pest control robot. *Journal of Asia-Pacific Entomology*, vol. 17, issue 4, p. 737-743, 2014

Coppin, B.: *Artificial intelligence illuminated*. Jones & Bartlett Learning, 2004

Cordoba, M.; Iglesias, J.; Ribadulla, P.; Castillejo J.: Performance of permanent refuge traps for the assessment of slug populations in pastureland. *Annals of Applied Biology*, vol. 159, p. 130-140, 2011

Crichton, S. O. J.; Kirchner, S. M.; Porley, V.; Retz, S.; v. Gersdorff, G. J. E.; Hensel, O.; Weygandt, M.; Sturm, B.: Classification of organic beef Freshness using VNIR hyperspectral imaging. *Meat Science*, vol. 129, p. 20-27, 2017a

Crichton, S. O. J.; Shrestha, L.; Hurlbert, A.; Sturm, B.: Use of hyperspectral imaging for prediction of moisture content and chromaticity of raw and pretreated apple slices during convection drying. *Drying Technology*, vol. 36, issue 7, p. 804-816, 2017b

Derringer, G.; Suich, R.: Simultaneous Optimization of Several Response Variables. *Journal of Quality Technology*, vol. 12, issue 4, p. 214-219, 1980.

DIN EN ISO 11274: Soil quality – Determination of the water-retention characteristic – Laboratory methods. 2018

Elfes, A.: Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation. *Computer*, vol. 22(6), p. 46-57, 1989

El Titi, A.; Henze, M.; Glatkowski, H.: *Kompendium der Ackerschnecken*. DLG-Verlag, Frankfurt am Main, 2010

Fender, F.; Hanneken, M.; In: der Stroth, S.; Kielhorn, A.; Linz, A.; Ruckelshausen, A.: Sensor Fusion Meets GPS, Individual Plant Detection. *Proceedings of CIGR EurAgEng/VDI-MEG*, 2006

Flint, M. L.: Snails and Slugs. Integrated Pest Management for Home Gardeners and Landscape Professionals. Pest Notes, University of California, Davis, 2009

Frank, T. (1996): Slug damage and numbers of slug pests, *A. vulgaris* and *Deroceras reticulatum*, in oilseed rape grown beside sown wildflower stripes. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 67, p. 67- 78.

Gandorfer, M.; Schleicher, S.; Heuser, S.; Pfeiffer, J.; Demmel, M.: *Landwirtschaft 4.0 – Digitalisierung und ihre Herausforderungen*. Bayerische Landesanstalt für Landwirtschaft, Freising, 2017

Gilioli, G.; Schrader, G.; Carlsson, N.; van Donk, E.; van Leeuwen, C., H., A.; Martín, P., R.; Pasquali, S.; Vilà, M.; Vos, S.: Environmental risk assessment for invasive alien species: A case study of apple snails affecting ecosystem services in Europe. *Environmental Impact Assessment Review*, vol. 65, 2017

Glen, D.M.; Moens, R.: *Agriolimacidae, Arionidae and Milacidae as pests in west European cereals*. In: Barker, G.M. (Ed.): *Molluscs as Crop Pests*. CABI Publishing, Wallingford, p. 271-300, 2002

Glover, F.: Tabu search–part I. *ORSA Journal on Computing*, vol. 1(3), p. 190-206, 1989

Godan, D.: *Pest slugs and snails. Biology and control*. Springer-Verlag, Berlin, 1983

Gonzalez-de-Santos, P.; Ribeiro, A.; Fernandez-Quintanilla, C.; Lopez-Granados, F.; Brandstötter, M.; Tomic, S.; Pedrazzi, S.; Peruzzi, A.; Pajares, G.; Kaplanis, G.; Perez-Ruiz, M.; Valero, C.; del Cerro, J.; Vieri, M.; Rabatel, G.; Debilde, B.: Fleets of robots for environmentally-safe pest control in agriculture. *Precision Agriculture*, vol. 18, issue 4, p. 574-614, 2017

Gonzalez-de-Santos, P.; Ribeiro, A.; Fernandez-Quintanilla, C.; Lopez-Granados, F.; Brandstötter, M.; Tomic, S.; Pedrazzi, S.; Peruzzi, A.; Pajares, G.; Kaplanis, G.; Perez-Ruiz, M.; Valero, C.; del Cerro, J.; Vieri, M.; Rabatel, G.; Debilde, B.: Fleets of robots for environmentally-safe pest control in agriculture. *Precision Agriculture*, vol. 18, issue 4, p. 574-614, 2017

Graber, C.; Suter, H.: *Schneckenbekämpfung ohne Gift*. 2. Auflage, Franckh-Kosmos, Stuttgart, 1995

Greenman, J.; Holland, O.; Kelly, I.; Kendall, K.; McFarland, D.; Meluish, C.: Towards robot autonomy in the natural world: a robot in predator's clothing. *Mechatronics*, vol. 13, p. 195-228, 2003

Guivant, J. E.; Nebot, E. M.: Optimization of the simultaneous localization and mapbuilding algorithm for real-time implementation. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 17(3), p. 242-257, 2001

Hallmann, C., A.; Sorg, M.; Jongejans, E.; Siepel, H.; Hofland, N.; Schwan, H.; Stenmans, W.; Müller, A.; Sumser, H.; Hörren, T.; Goulson, D.; de Kroon, H.: More than 75 percent decline over 27 years in total flying insect biomass in protected areas. *PLoS One*, vol. 12, 2017

Hatteland, B. A.; Roth, S.; Andersen, A.; Kaasa, K.; Stoa, B.; Solhoy, T. (2013): Distribution and spread of the invasive slug *Arion vulgaris* Moquin-Tandon in Norway. *Fauna norvegica*, vol. 32, p. 13-26, 2013

Haun, M.: *Handbuch Robotik*. Springer Verlag, Berlin, 2013

Hawkins, J. W.; Lankester, M. W.; Nelson, R. R. A.: Sampling terrestrial gastropods using cardboard sheets. *Malacologia*, vol. 39, p. 1-9, 1998

Heath, O.V.S.: A study in soil cultivation. The effect of varying soil consolidation on growth and development of rain grown cotton. *The journal of Agricultural Science*, vol. 27, issue 4, 1937

Hensel, O.; Höing, C.: Verfahren zum Betrieb eines Roboters zur Ungezieferbekämpfung. Patent Nr. 10 2016 108 936. München: Deutsches Patent und Markenamt, 2016

Hirematha, A.; van der Heijden, G.; van Evert, F.; Stein, A.; ter Braaka, C.: Laser range finder model for autonomous navigation of a robot in a maize field using a particle filter. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 100, p. 41-50, 2014

Hitz, G.; Gotovos, A.; Pomerleau, F.; Garneau, M.-E.; Pradalier, C.; Krause A.; Siegwart, R. Y.: Fully Autonomous Focused Exploration for Robotic Environmental Monitoring. *IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA)*, Hong Kong, 2014

Holpp, M.; Anken, T.; Sauter, M.; Rek, J.; Reiser, R.; Oberholzer, H.R.; Weisskopf, P.; Hensel, O.: Benefits of Controlled Traffic Farming in Europe. *International Conference of Agricultural Engineering – CIGR-AgEng 2012: Agriculture and Engineering for a Healthier Life*, Valencia, Spain, 2012.

Howlett, S. A.: *The Biology, Behaviour and Control of the Field Slug Deroceras reticulatum*. Doctor Thesis at School of Biology/ University of Newcastle upon Tyne. p. 1-199, 2005

Hunter, P. J.: The Distribution and Abundance of Slugs on an Arable plot in Northumberland. *Journal of Animal Ecology*, vol. 35, No. 3, p. 543-557, 1996

Jafarbiglu, H.; Mousazadeh, H; Keyhani, A.: Experimental assessment of an integrated navigation system for inter-row operations. *Agricultural Engineering International: the CIGR Ejournal*, vol. 17, 2015

Kagale, S.; Divi, U. K.; Krochko, J. E.; Keller, W. A.; Krishna, P.: Brassinosteroid confers tolerance in *Arabidopsis thaliana* and *Brassica napus* to a range of abiotic stresses. *Planta*, vol. 225, issue 2, p. 353-364, 2007

Kelly, I.; Melhuish, C.: A slug detection system for the slug bot. 3rd British conference on autonomous mobile robots, 2001

Lati, R.; Filin, S.; Eizenberg, H.: Robust methods for measurement of leaf-cover area and biomass from Image. *Weed Science*, vol. 59, p. 276-284, 2011

Li, Y.; Xia, C.; Lee, J.: Vision-based pest detection and automatic spray of greenhouse plant. IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Seoul, 2009

Lieven, J.; Quere, L.; Lucas, J. L.: Oilseed rape weed integrated management, concern of mechanical weed control. ENDURE international conference on diversifying crop protection, La Grande-Motte, France, 12-15 October 2008

Low, K. H.; Chen, J.; Dolan, J. M.; Chien, S.; Thompson, D. R.: Decentralized active robotic exploration and mapping for probabilistic field classification in environmental sensing. Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, p. 105-112, Valencia, 2012

Mc Gregor, D. I.: Effects of plant density on development and yield of rapeseed and its significance to recovery from hail injury. *Canadian Journal of Plant Science*, vol. 67, p. 43-51, 1987

Moens, R.; Glen, D. M.: Agriolimacidae, Arionidae and Milacidae as pests in west European oilseed rape. In: Barker, G. M. (Ed.): *Molluscs as Crop Pests*. CABI Publishing, Wallingford, p. 425-439, 2002

Molari, G.; Bellentani, L.; Guarnieri, A.; Walker, M.; Sedoni, E.: Performance of an agricultural tractor fitted with rubber tracks. *Biosystems Engineering*, vol. 111, issue 1, p. 57-63, 2012.

Nash, M. A.; Thomson, L. J.; Hoffmann, A. A.: Slug control in Australian canola, monitoring, molluscicidal baits and economic thresholds. *Pest Management Science*, vol. 63, p. 851-859, 2007

Nørremark, M.; Griepentrog, H. W.; Nielsen, J.; Søgaard, H. T.: The development and assessment of the accuracy of an autonomous GPS-based system for intra-row mechanical weed control in row crops. *Biosystem Engineering*, vol. 101, p. 396-410, 2008

O'Grady, M. J.; O'Hare, G. M. P.: Modelling the smart farm. *Information Processing in Agriculture*, vol. 4, issue 3, p. 179-187, 2017

Okamoto, H.; Murata, T.; Kataoka, T.; Hata, S.-I.: Plant classification for weed detection using hyperspectral imaging with wavelet analysis. *Weed Biology and Management*, vol. 7, p. 31-37, 2007

Oksanen, T; Visala, A: Path Planning Algorithms for Agricultural Machines. *Agricultural Engineering International: the CIGR Ejournal*, vol. 9, 2007

Pahl, G.; Beitz, W.; Feldhusen, J.; Grote, K.-H.; Konstruktionslehre, Grundlagen erfolgreicher Produktentwicklung Methoden und Anwendung, 7. Auflage. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2006

Römer, J.: Insektensterben, wir müssen jetzt sofort handeln. www.spiegel.de/wissenschaft/natur/insektensterben-wir-muessen-jetzt-sofort-handeln-a-1252867.html.

Rösch, C.; Decker, M.: Robotik für die Landwirtschaft. Einsatzmöglichkeiten und Folgen für Mensch und Umwelt. In: M. Kunisch (Hg.): *Automatisierung und Roboter in der Landwirtschaft*. Kuratorium für Technik und Bauwesen in der Landwirtschaft, Darmstadt, 2010

Rosenberg, N. J.: Response of plants to the physical effects of soil compaction. *Advances in Agronomy*, vol. 16, p. 181-196, 1964

Sammons, P. J.; Tomonari, F.; Bulgin, A. Autonomous Pesticide spraying robot for use in a greenhouse. *Australasian Conference on Robotics and Automation*, Sydney, 2005

Sánchez-Bayo, F.; Wyckhuys, K., A., G.: Worldwide decline of the entomofauna: A review of its drivers. *Biological Conservation*, vol. 232, p. 8-27, 2019

SAS Institute Inc.: JMP 13 (Software). Cary, NC, USA, 2017.

Scheid, H.; Schwarz, W.: *Elemente der Linearen Algebra und der Analysis*. Springer, Heidelberg, p. 316-322, 2009

Schulte, E. E.; Hopkins, B. G.: Estimation of Soil Organic Matter by Weight Loss-On-Ignition. In: Magdoff, F.R. (Ed.): *Soil Organic Matter: Analysis and Interpretation*. SSSA Special Publication 46, SSSA, Madison, Wisconsin, 1996

Shepherd, K. D.; Walsh, M. G.: Development of Reflectance Spectral Libraries for Characterization of Soil Properties. *Soil science society of america journal*, vol. 66, issue 3, p. 988-998, 2002

Shrestha, L.; Moschetti, R.; Crichton, S.; Hensel, O.; Sturm, B.: Organic apples (cv. Elstar) quality evaluation during hot-air drying using Vis/NIR hyperspectral imaging. *21st International Drying Symposium Proceedings*. Editorial Universitat Politècnica de València, p. 973-980, 2018

Skingsley, D. R.: Analysis of Pulmonate Mucus by Infrared Spectroscopy. *Journal of Molluscan Studies*, vol. 66, issue 3, p. 363-372, 2000

Sontheimer, L.: Studie bestätigt globales Insektensterben. www.zeit.de/wissen/umwelt/2019-02/artenvielfalt-volksbegehren-globales-insektensterben-artenschutz, 15.12.2019

South, A.: *Terrestrial Slugs, Biology Ecology and Control*. Chapman and Hall, London, UK, 1992

Stat-Ease Inc.: *Design-Expert 11 (Software)*. Minneapolis, MN, USA, 2017.

Tillett, N. D.; Hague, T.; Grundby, A. C.; Dedousis, A. P.: Mechanical within-row weed control for transplanted crops using computer vision. *Biosystem Engineering*, vol. 99, p. 171-178, 2008

TongKe, F.: Smart Agriculture Based on Cloud Computing and IoT. *Journal of Convergence Information Technology (JCIT)*, vol. 8, issue 2, 2013

v. Gersdorff, G. J. E.; Porley, V. E.; Retz, S. K.; Hensel, O.; Crichton, S. O. J.; Sturm, B.: Drying Behavior and Quality Parameters of Dried Beef (Biltong) Subjected to Different Pre-Treatments and Maturation Stage, *Drying Technology*, vol. 36, p. 21-32, 2017

Van Straten, G.: Field robot event, Wageningen 5-6 June 2003. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 42, p. 51-58, 2003

Vasques G.M.; Demattê J.A.M.; Viscarra Rossel R. A.; Ramírez-López L.; Terra F.S.: Soil classification using visible/near-infrared diffuse reflectance spectra from multiple depths. *Geoderma*, vol. 223-225, p. 73-78, 2014

VDI Richtlinie 2221: *Methodik zum Entwickeln und Konstruieren technischer Systeme und Produkte*. VDI-Verlag, Düsseldorf, 1993

Vidoni, R.; Bietresato, M.; Gasparetto, A.; Mazzetto, F.: Evaluation and stability comparison of different vehicle configurations for robotic agricultural operations on side-slopes. *Biosystems Engineering*, vol. 129, p. 197-211, 2015

Viscarra Rossel, R.A.; Minasny, B.; Roudier, P.; McBratney, A. B.: Colour space models for soil science. *Geoderma*, vol. 133, p. 320-337, 2006

Vögele, T.: Mobile Roboter in der Landwirtschaft – Perspektiven und Grenzen. In: M. Kunisch (Hg.): *Automatisierung und Roboter in der Landwirtschaft*. KTBL, Darmstadt, 2010

Wallgrün, J. O.: *Hierarchical Voronoi Graphs, Spatial Representation and Reasoning for Mobile Robots*. Springer-Verlag, Berlin, 2010

Wolfert, S.; Ge, L.; Verdouw, C.; Bogaard, M.-J.: Big Data in Smart Farming, a review. *Agricultural Systems*, vol. 153, p. 69-80, 2017

Worrall, K. J.: *Guidance and Search Algorithms for Mobile Robots: Application and Analysis within the Context of Urban Search and Rescue (PhD)*. University of Glasgow, 2008

Zecha, C.W.; Link, J.; Claupein, W.: Mobile sensor platforms: categorisation and research applications in precision farming. *Journal of Sensors and Sensor Systystems*, vol. 2, p. 51.72, 2013

Zhang, C.; Yang, L.; Zhang, Z.; Noguchi, N.: Development of Robot Tractor Associating with Human-drive Tractor for Farm Work. *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 46, p. 83-88, 2013.